

Filtragem de Ruído *Speckle* em Imagens Clínicas de Ecografia

Rui Gonçalo Silva Rosa

Relatório Final de Projeto/Estágio apresentado na
Escola Superior de Tecnologia e Gestão
Instituto Politécnico de Bragança

Para obtenção do grau de Mestre em
Tecnologia Biomédica

Dezembro de 2012

Filtragem de Ruído *Speckle* em Imagens Clínicas de Ecografia

Rui Gonçalo Silva Rosa

Relatório Final de Projeto/Estágio apresentado na
Escola Superior de Tecnologia e Gestão
Instituto Politécnico de Bragança

Para obtenção do grau de Mestre em
Tecnologia Biomédica

Orientador:

Dr. Fernando Monteiro

Dezembro de 2012

Agradecimentos

Gostaria de agradecer aos meus pais,

à minha irmã,

à minha namorada,

ao meu orientador,

ao Dr. Rui Branco e Dr. Nuno do Serviço de Imagiologia do Hospital S. Teotónio,

enfim, a todos aqueles que de alguma forma ajudaram ao longo do trabalho.

“O sucesso é ir de fracasso em fracasso sem perder entusiasmo.”

Winston Churchill

Resumo

A ecografia assume-se como uma ferramenta de diagnóstico importante e frequentemente usada pelo facto de ser um meio económico, dinâmico, aliado à sua natureza não invasiva e não ionizante. No entanto, uma das suas principais deficiências é a baixa qualidade das imagens, devido à presença de ruído *speckle*, que para além de afetar o contraste da imagem pode, em certos casos, adicionar detalhes espúrios ou mascarar informação útil para o diagnóstico, ocasionando, deste modo grande subjetividade no diagnóstico médico. Devido à importância do tema, comprovado pelo aumento de artigos científicos na área, este trabalho faz uma descrição detalhada e comparativa das técnicas de filtragem mais eficientes que existem na atualidade, aplicando-as especificamente em imagens clínicas de ecografias abdominais, disponibilizadas durante o estágio no serviço de imagiologia do Hospital São Teotónio de Viseu, facilitando a sua implementação e análise para futura investigação na área. O objetivo deste trabalho é garantir a melhoria da qualidade das imagens ultrassónicas de modo-B, obtidas por um ecógrafo que estaria deficientemente otimizado, através da aplicação de diferentes técnicas de filtragem de ruído *speckle*, procurando contribuir para um menor grau de subjetividade na perceção visual da imagem e maior determinismo no diagnóstico médico. As técnicas de filtragem consideradas incluem abordagens de difusão anisotrópica, transformada *wavelet* e filtragem adaptativa. A comparação destas técnicas é baseada na sua aplicação em imagens simuladas e em imagens clínicas reais. As imagens simuladas utilizam imagens livres de ruído *speckle*, usadas como padrão de referência na comparação. Os resultados foram avaliados qualitativamente, pela análise da resolução axial e da perceção visual da imagem. A avaliação quantitativa procede à implementação de métricas de qualidade que quantificam a melhoria ao nível da distorção do sinal, da preservação dos contornos e da melhoria do contraste. A metodologia adotada permitiu constatar a melhoria na nitidez das imagens clínicas de ultrassons, destacando-se principalmente o filtro de difusão anisotrópica OSRAD, propiciando o melhor equilíbrio entre suavização e preservação da informação estrutural da imagem.

Palavras-chave: Redução de ruído *speckle*, ecografias modo-B, filtragem linear e não linear, difusão anisotrópica, *wavelets*, métricas qualidade, segmentação de ecografias.

Abstract

The ultrasound is a major diagnostic procedure and its used quite a lot not only because its economic and dynamic but also due to its non-invasive and non-ionizing features. However, one of its major weaknesses is the poor quality of the images caused by the presence of speckle noise. It affects negatively the image contrast and in certain cases can add spurious details or hide some important diagnostic information and this can lead to the subjectivity in medical diagnosis. Due to the importance of the subject proven from the growth of scientific articles, this paper does a detailed and comparative description of the filtering techniques that are being used nowadays, applying it specifically to the abdominal ultrasound images that were made available during my stage at the imagiology service of São Teotónio Hospital -Viseu, making it easier their implementation and analysis for future research in the area. The main purpose of this work is to increase the B-mode ultrasonic images quality, obtained by a poorly optimized ultrasound machine using different speckle noise filtering techniques, seeking to contribute to low degree of subjectivity in visual perception and consequently a more precise medical diagnostics. The filtering techniques included anisotropic diffusion approach, wavelet transform and adaptive filtering. The comparison of these techniques is based on their application in simulated images and ultrasound clinical images. The simulated images use free-speckle images used as standard for comparison. The results were qualitatively evaluated by analyzing the axial resolution and by visual perception of image. The quantitative evaluation uses quality metrics that allows quantify the improvement in terms of signal distortion, contours preservation and contrast enhancement. The methodology adopted allows to seek an improvement in image sharpness of the clinical ultrasound images, highlighting mainly the anisotropic diffusion filter OSRAD, providing the best balance between smoothing and structural information preservation in image.

Keywords: Speckle noise reduction, ultrasound B-mode, linear and nonlinear filtering, anisotropic diffusion, wavelets, quality metrics, segmentation of ultrasound images

Índice

Índice de Figuras	vi
Índice de Tabelas.....	ix
Glossário	x
CAPÍTULO 1	1
Introdução	1
1.1. Motivação.....	1
1.2 Disposição do Trabalho.....	3
CAPÍTULO 2	4
Fundamentação Teórica	4
2.1. Introdução	4
2.2. Princípios físicos dos ultrassons.....	5
2.2.1. Feixe de ultrassons	5
2.2.2. Qualidade e resolução da imagem.....	6
2.2.3. Interação dos ultrassons com a matéria.....	7
2.3. Imagem médica ultrassónica ou ecográfica.....	10
2.3.1. Efeito piezoelétrico na formação da imagem	11
2.3.2 Modos de visualização	14
2.3.3 Artefatos da imagem de ultrassons.....	17
2.4. Ruído <i>speckle</i>	20
CAPÍTULO 3	25
Técnicas Tradicionais para Minimização de Ruído <i>Speckle</i>	25
3.1 Introdução	25
3.2. Revisão bibliográfica.....	26
3.3. Filtragem linear e não linear.....	30
3.3.1. Filtragem Linear.....	31
3.3.2. Filtragem Não Linear	34
3.4. Avaliação do desempenho dos filtros.....	47

3.4.1 Raiz Normalizada do Erro Quadrático Médio - RMSE.....	47
3.4.2 Relação Sinal-Ruído - SNR.....	48
3.4.3 Relação Sinal-Ruído de Pico - PSNR.....	48
3.4.4 Relação Contraste-Ruído - CNR	49
3.4.5. Figura de Mérito de Pratt - (FOM).....	49
CAPÍTULO 4	51
Materiais e Métodos.....	51
4.1. Introdução	51
4.2. Geração da imagem artificial	53
4.2.1 Imagem sintética de IRM	54
4.2.2 Imagem simulada de ultrassons.....	54
4.3. Filtragem de ruído <i>speckle</i>	55
4.4. Avaliação do desempenho das técnicas aplicadas.....	56
4.4.1. Análise quantitativa.....	56
4.4.2. Análise visual	56
CAPÍTULO 5	57
Resultados e Discussões.....	57
5.1. Resultados de avaliação da filtragem de imagens artificialmente contaminadas	57
5.1.1. Imagem simulada de Ressonância Magnética.....	57
5.1.2. Imagem simulada de ultrassons.....	65
5.2. Resultados de avaliação da filtragem das imagens clínicas de ecografia.....	68
CAPÍTULO 6.....	81
Conclusão e Trabalhos Futuros	81
7. Referências Bibliográficas	83
Apêndice A.....	90
Resultados de avaliação da filtragem de imagens artificialmente contaminadas.....	90

Índice de Figuras

Figura 1 – Representação dos componentes de resolução de um transdutor. (Adaptado de NCRP report 99, 1988).....	6
Figura 2 – Distribuição de Rayleigh para valores positivos de x , com desvio padrão $\sigma=5$ [5].	9
Figura 3 – Ecógrafo LOGIG 7 PRO da General Electric presente no Hospital São Teotónio (HST).	11
Figura 4 – Transdutor de ultrassons e seus principais componentes [11].	12
Figura 5 – Exemplificação de todo o processo envolvido desde da emissão à receção do sinal [13]. No momento 0 é emitida uma onda de US, por vibração do cristal, após estimulação elétrica. No momento 1 é recebido o eco. Ambos os tempos de emissão e receção dos ecos são registados pelo temporizador, permitindo, assim, juntamente com a velocidade pré-determinada, calcular a distância entre a fonte emissora e a superfície refletora. Este sinal elétrico é posteriormente amplificado e processado.	12
Figura 6 – Efeito piezoelétrico na transmissão e receção do sinal [12].	13
Figura 7 – Imagens obtidas por diferentes tipos de transdutores: a) Transdutor Linear; b) Transdutor Convexo; c) Transdutor Setorial [15].	14
Figura 8 – Representação da formação da imagem em Modo-A, com as amplitudes de cada eco representado por “picos” no gráfico de amplitudes [6].	15
Figura 9 – Representação da formação da imagem em Modo-B, com a varredura do feixe na zona a examinar e posterior formação da imagem a partir das linhas de eco obtidas [12].	15
Figura 10 – Imagem em modo-M com destaque do movimento de três estruturas identificadas para facilitar a correspondência na imagem de modo-B [15].	16
Figura 11 – Doppler Espectral a cores [6].	17
Figura 12 – Reverberação em diferentes imagens ecográficas. a) Imagem da bexiga com artefato de reverberação indicado pelas setas [16]; b) Imagem de um anel traqueal altamente refletivo [14]; c) Imagem com representação de diferentes interfaces [13].	18
Figura 13 – Visualização do reforço posterior em imagens de ecografia obtidas no HST com transdutor de arranjo convexo. a) Reforço posterior demonstrado por um quisto ovárico; b) Imagem da bexiga com aumento distal da intensidade do sinal.	18
Figura 14 – Imagens ultrassónicas clínicas obtidas no HST com transdutor de arranjo convexo: a) Imagem ecográfica do fígado com artefatos de movimento e com sombra acústica por uma costela que dificulta a visualização dos seus limites; b) Impossível visualização do pâncreas devido à presença de gases intestinais. .	19
Figura 15 – a) Imagem de IRM em tons de cinza representando um corte abdominal; b) imagem corrompida com ruído <i>speckle</i> ($\sigma^2=0.09$); c) imagem ultrassónica obtida por simulação com o software Field II.	22
Figura 16 – Imagem de ecografia clínica abdominal disponibilizada no HST. Representação da orientação e forma do ruído <i>speckle</i> correspondente à região aparentemente homogénea assinalada como um retângulo na imagem e o histograma global da imagem.	23
Figura 17 – Máscara de 3×3 <i>pixels</i> com coeficientes arbitrários.....	31
Figura 18 – Decomposição de uma imagem ecográfica obtida no HST, por meio da TW com 2 níveis de resolução e uso da <i>wavelet</i> “mãe” bior1.1 do Matlab®.	43
Figura 19 – Imagem ruidosa e filtrada com as regiões marcadas que foram usadas para o cálculo da métrica CNR. A região de fundo limitada a linha contínua e a região de interesse limitada a tracejado.	49

Figura 20 – Imagens ecográficas clínicas geradas pelo ecógrafo bem otimizado, a) ecografia pélvica; b) ecografia abdominal superior.....	52
Figura 21 – Imagens ecográficas clínicas abdominais geradas pelo ecógrafo mal otimizado.....	52
Figura 22 – Representação esquemática geral da abordagem metodológica seguida.	53
Figura 23 – Simulação com o programa Field II. a) Imagem original de Ressonância Magnética de corte transversal de um rim, b) Simulação com transdutor linear focado; c) Simulação com transdutor convexo.	55
Figura 24 – Filtragem pelas técnicas lineares e de difusão anisotrópica da imagem de teste com ruído <i>speckle</i> $\sigma^2 = 0.02$	58
Figura 25 – Filtragem pelas técnicas de multi-escala da imagem de teste com ruído <i>speckle</i> $\sigma^2 = 0.02$	59
Figura 26 – Filtragem pelas técnicas lineares e de difusão anisotrópica da imagem de teste com ruído <i>random</i> , fator multiplicativo, $V= 14$	60
Figura 27 – Filtragem pelas técnicas de multi-escala da imagem de teste com ruído <i>random</i> , fator multiplicativo, $V= 14$	61
Figura 28 – Evolução do perfil de intensidades ao longo da linha de varredura na imagem resultante da aplicação do filtro LMMSE à imagem contaminada com ruído <i>speckle</i> $\sigma^2 = 0.02$	63
Figura 29 – Evolução do perfil de intensidades ao longo da linha de varredura, na imagem resultante da aplicação do filtro LMMSE à imagem contaminada com ruído <i>random</i> $V=14$	64
Figura 30 – Evolução do perfil de intensidades da imagem original (verde) e da imagem após simulação (vermelho).	65
Figura 31 – Filtragem pelas diferentes técnicas da imagem simulada de US.	66
Figura 32 – Evolução do perfil de intensidades da imagem original (linha verde), da imagem após simulação (linha vermelha) e da imagem filtrada (linha azul).	68
Figura 33 – Original Eco1.....	69
Figura 34 – Resultados da filtragem com as diferentes técnicas da ecografia abdominal Eco1 contendo a medição do nódulo pelo médico.	70
Figura 35 – Resultados da filtragem com a técnica LMMSE da ecografia abdominal Eco1 contendo a medição do nódulo pelo médico.....	71
Figura 36 – Imagem original e a imagem resultante da aplicação do filtro OSRAD, respetivamente.	71
Figura 37 – Resultado da segmentação com o método <i>level set</i> (DRLSE) [85] aplicado na imagem filtrada com o filtro OSRAD.....	72
Figura 38 – Original Eco2.....	72
Figura 39 – Resultados da filtragem com a técnica Kuan da ecografia abdominal Eco2, com visualização da anatomia do fígado e rim.	72
Figura 40 – Resultados da filtragem com as diferentes técnicas da ecografia abdominal Eco2, com visualização da anatomia do fígado e rim.....	73
Figura 41 - Resultados da filtragem com a técnica LMMSE da ecografia abdominal Eco2.....	74
Figura 42 – Imagem original do lado esquerdo e a imagem filtrada com o filtro OSRAD do lado direito. As setas laranjas demonstram que a estrutura assinalada na imagem original passava quase despercebida, após filtragem a sua perceção tornou-se mais facilitada. As setas amarelas servem para inferir da melhoria ao nível do delineamento do sulco hepático.	74

Figura 43 – Resultado da segmentação com método <i>level set</i> [86] da imagem filtrada com o filtro OSRAD, visualizando se a preservação de pequenos detalhes da imagem.	75
Figura 44 – Original Eco3.....	75
Figura 45 – Resultados da filtragem com as diferentes técnicas da ecografia abdominal Eco3, com visualização em corte transversal da anatomia do fígado e vesícula biliar.	76
Figura 46 – Resultados da filtragem com as técnicas OSRAD e LMMSE da ecografia abdominal Eco3.	77
Figura 47 – Resultado da segmentação da vesícula biliar com a técnica <i>Region Growing</i> . a) segmentação da imagem original; b) segmentação da imagem filtrada com o filtro OSRAD.	77
Figura 48 – Sobreposição dos contornos das estruturas segmentadas na Figura 47 na imagem original.	78
Figura 49 – Evolução dos perfis de intensidades na imagem original Eco3.	78
Figura 50 – Evolução dos perfis de intensidades da imagem Eco3 filtrada com diferentes técnicas.	79
Figura 51 – Resultados da filtragem com as diferentes técnicas da ecografia abdominal Eco4, com visualização da anatomia do fígado e rim, sendo percebido entre estas estruturas uma porção de gordura.	80

Índice de Tabelas

Tabela 1 – Propriedades acústicas para diferentes meios [10].	9
Tabela 2 – Comparação das métricas de qualidade para as diferenças técnicas de filtragem na imagem com ruído <i>speckle</i> $\sigma^2 = 0.02$	59
Tabela 3 – Comparação das métricas de qualidade para as diferenças técnicas de filtragem na imagem com ruído <i>random</i> $V=14$	61
Tabela 4 – Comparação das métricas de qualidade para os diferentes filtros aplicados na imagem de US.	67
Tabela 5 – Atributos extraídos das regiões segmentadas na Figura 47b.	78

Glossário

2D Bidimensional

3D Tridimensional

4D Quadridimensional (3D em tempo real)

CNR Relação Contraste Ruído (*Contrast-to-Noise Ratio*)

dB decibel

DWT Transformada Discreta Wavelet (*Discrete Wavelet Transform*)

EDP Equações Diferenciais Parciais

FOM Figura de Mérito de Pratt (*Pratt's Figure of Merit* – FOM)

FTT Transformada Rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform*)

HST Hospital São Teotónio

Hz hertz

IDWT Transformada Wavelet Inversa (*Inverse Discrete Wavelet Transform*)

IFTT Transformada Rápida Inversa de Fourier (*Inverse FFT*)

IRM Imagem por Ressonância Magnética

MHz megahertz

MSE Erro Quadrático Médio (*Mean Square Error*)

PSNR Relação Sinal Ruído de Pico (*Peak Signal to Noise Ratio*)

RMSE Raiz do Erro Quadrático Médio (*Root Mean Square Error*)

ROI Região de interesse (*Region of interest*)

SAR Radar de Abertura Sintética (*Synthetic Aperture Radar*)

SNR Relação Sinal Ruído (*Signal-to-Noise Ratio*)

SURE *Stein's Unbiased Risk Estimate*

TC Tomografia Computorizada

US Ultrassons

WT Transformada Wavelet (*Wavelet Transform*)

CAPÍTULO 1

Introdução

1.1. Motivação

A ecografia ou ultrassonografia é um dos exames de diagnóstico usualmente mais utilizados na medicina moderna como meio de prevenção e controlo de patologias, com aplicação em diferentes especialidades médicas. A sua ampla aceitação, relativamente a outras modalidades de imagem, deve-se ao facto de ser uma tecnologia relativamente pouco dispendiosa, facilmente realizável, pequena e portátil, especialmente quando comparada com outras técnicas de imagem, tais como a tomografia computadorizada (TC) e a imagem por ressonância magnética (IRM). Ainda em comparação com estas modalidades, a ecografia tem a vantagem de usar um tipo de radiação não ionizante, não apresentando efeitos colaterais a longo prazo e raramente causar qualquer desconforto ao paciente. Os exames podem ser feitos ao lado da cama pessoal do paciente em qualquer orientação espacial, com imagens em tempo real, podendo o especialista escolher a melhor secção a examinar, proporcionando, desse modo, diagnósticos mais rápidos [1-3].

No entanto, devido ao ruído característico, as imagens são de fraca qualidade, havendo mesmo situações em que a imagem é impercetível, devido à presença de artefactos que contribuem para a não visualização das estruturas vizinhas devido à reflexão total dos ecos. Aliado a isso, há situações nas quais a não cooperação do paciente, ou devido às suas limitações (motoras/respiratórias) ou anatómicas (obesidade localizada), resultam em maus perfis ecográficos. Outro aspeto a considerar é a necessidade de elevada experiência por parte do especialista.

O desenvolvimento de ferramentas computacionais com vista ao auxílio na área da medicina tem vindo a ser o principal foco por parte de muitos investigadores,

facilmente comprovado pelo aumento de publicações sobre a temática, devido aos benefícios proporcionados da computação nessa área, principalmente no aumento na precocidade do diagnóstico médico. Como principal área da computação figura o processamento de imagem, com diversas aplicações, principalmente na aquisição, realce, filtragem, segmentação e outras metodologias que auxiliem na análise e visualização de imagens.

Os sistemas de imagem sofrem de um problema comum: o ruído, o qual se assume como informação não desejada que reduz o contraste da imagem, deteriorando a forma, tamanho e contornos das estruturas, levando mesmo à perda da percepção de detalhes finos. Este trabalho versa, em especial, sobre o ruído *speckle*, por constituir uma propriedade inerente em imagens de ultrassons e que, apesar da sua aparência variar de acordo com o sistema de imagem, usualmente manifesta um padrão granulado, devido à formação da imagem com origem em ecos desfasados [4].

Na análise do ruído *speckle*, a abordagem a adotar depende muito das aplicações desejadas, as quais são principalmente a visualização e segmentação. Para o primeiro caso, o objetivo principal é a melhoria da informação disponível na imagem, fazendo-se para isso uso de uma filtragem ponderada com vista à manutenção da informação estrutural, no entanto, quando se tem como objetivo etapas de segmentação, a remoção da textura granulada do ruído é o mais desejável com vista ao aumento da rapidez e exatidão dos algoritmos aplicados.

Este trabalho visou a melhoria da interpretação de imagens ecográficas, controlando apropriadamente a relação sinal/ruído destas. Neste contexto, inicialmente houve a necessidade do levantamento das principais técnicas de filtragem de ruído *speckle* tradicionalmente aplicadas em imagens ecográficas, fazendo-se desse modo um estudo comparativo entre essas. Para um melhor estudo do desempenho dos filtros aplicados, tornou-se necessário recorrer a imagens simuladas, com vista à obtenção de imagens livres de ruído, obtendo-se, desse modo, imagens de referência necessárias à aplicação das métricas de qualidade. A análise dos filtros foi feita com base nos índices de métricas e da análise visual, tendo-se sempre em conta a preservação da informação estrutural da imagem.

Para além do objetivo principal, tentou-se contribuir com outros aspetos que melhorassem o conhecimento deste tema e através da análise comparativa aqui proposta, disponibilizar uma base de materiais e métodos a serem aplicados no desenvolvimento de novas técnicas.

1.2 Disposição do Trabalho

Este trabalho está organizado em 6 capítulos, incluindo o atual, estando organizados da seguinte forma:

- ✓ **Capítulo 2:** aborda a modalidade de imagem de ultrassons, fazendo uma revisão dos seus princípios básicos e instrumentação, com vista a um melhor conhecimento da natureza das imagens que foram alvo de estudo neste trabalho, bem como das propriedades estatísticas do ruído *speckle*.
- ✓ **Capítulo 3:** neste capítulo procede-se à definição das técnicas tradicionais de minimização de ruído *speckle* em imagens ecográficas.
- ✓ **Capítulo 4:** descrição da metodologia adotada neste trabalho para avaliar o desempenho das técnicas aplicadas através da avaliação quantitativa e qualitativa da imagem.
- ✓ **Capítulo 5:** expõe os resultados e discussões sobre as técnicas aplicadas.
- ✓ **Capítulo 6:** apresenta a conclusão acerca do trabalho desenvolvido, bem como futuros trabalhos a desenvolver.

CAPÍTULO 2

Fundamentação Teórica

2.1. Introdução

A tecnologia tem vindo a revolucionar diversas áreas, sendo na Imagem Médica que se pode constatar, particularmente, o seu importante contributo. Inicialmente, apenas se tinha acesso aos radiógrafos de Raio-X, com visualização das estruturas de interesse nos tradicionais filmes radiográficos contendo sais de prata, os quais iriam escurecer na interação dos Raios-X. Novas modalidades de imagem surgiram, tais como a Tomografia Computorizada (TC), a Imagem por Ressonância Magnética (IRM), a Tomografia por Emissão de Positrões (PET) e a Imagem por Ultrassons (US), permitindo, desse modo, obter imagens bidimensionais correspondentes a cortes transversais da anatomia e fisiologia do paciente, com visualização de estruturas com diferentes densidades, cuja visualização não era possível com o tradicional Raio-X.

A Imagem por Ultrassons, ou mais tradicionalmente conhecida por ecografia no seio médico, deve o seu uso generalizado e reconhecido aos avanços tecnológicos, particularmente ao nível da maior pesquisa que houve em torno da melhoria dos materiais piezoelétricos, permitindo o desenvolvimento dos transdutores, bem como, aos novos algoritmos de processamento de imagem. Tal é constatado no desenvolvimento de diferentes técnicas de interpretação e visualização da informação, tais como Doppler a cores, com importante papel no estudo da circulação sanguínea, ecografia 3D e mesmo a 4D que assume mais uma dimensão, o tempo, permitindo a visualização de imagens 3D em movimento ou, melhor dizendo, em tempo real.

No entanto, apesar dos grandes avanços tecnológicos que vêm sendo realizados nas últimas décadas, as imagens de ecografia apresentam baixa qualidade quando comparadas a modalidades como IRM ou TC. Isso deve-se principalmente à ocorrência

de ruído *speckle*, um dos artefatos que leva à incorreta percepção das estruturas, conduzindo à subjetividade do diagnóstico médico.

2.2. Princípios físicos dos ultrassons

O ultrassom é uma onda mecânica cuja frequência está acima do limiar de percepção humana, ou seja, superior a 20kHz, no entanto a sua aplicação na área da imagiologia limita-se na região do MHz, com vista a alcançar feixes estreitos e pulsos curtos e assim localizar com precisão as estruturas anatómicas em estudo [5].

O comprimento de onda do ultrassom determina a resolução espacial alcançável ao longo da direção do feixe. Desse modo, um feixe de ultrassons de alta frequência (baixo comprimento de onda) permite gerar imagens com melhor resolução e detalhes, comparativamente a um feixe de baixa frequência [6]. A escolha da frequência a utilizar num exame clínico é assim determinada pela profundidade da estrutura em estudo e pelas propriedades de atenuação dos tecidos ao longo do trajeto do feixe. Sabendo-se que a profundidade de penetração do feixe é reduzida a altas frequências, aumentando a baixas, o que faz com que haja um compromisso entre resolução espacial (frequências altas) e penetração (frequências baixas) do feixe.

De um modo geral, quando se tem como objetivo visualizar estruturas mais superficiais tais como a tiróide, pele, mama, vasos, entre outros, faz-se uso de transdutores lineares, pois permitem emitir frequências mais altas (>5MHz), ao invés dos transdutores convexos usados para transmitir feixes de menor frequência (2-5MHz) e assim tradicionalmente usados para examinar estruturas mais profundas, tais como no exame obstétrico, abdominal (fígado, baço, rins, vesícula) e pélvico (bexiga, útero, próstata, ovários).

2.2.1. Feixe de ultrassons

As características principais dos ultrassons são o seu comprimento de onda (λ), o qual é uma medida de distância entre dois valores adjacentes máximos ou mínimos numa onda, e a sua frequência (f), o número de oscilações por unidade de tempo. O produto destas duas medidas dá a informação da velocidade (v) de propagação das ondas de ultrassons. A velocidade de propagação é dependente do meio, no corpo

humano ocorre à volta dos 1500 m/s, variando de acordo com os tecidos presentes na trajetória do feixe, sendo maior para materiais densos, como o osso, quando comparadas com tecidos moles, como o músculo [5, 7].

De um modo geral, as técnicas que envolvem os ultrassons baseiam-se na emissão destes e na medição dos ecos transmitidos pelo meio, originados na interação destes com os tecidos ou outras estruturas, fazendo com que parte do pulso transmitido retorne ao transdutor para ser medido.

Conhecendo a velocidade de propagação no tecido alvo, podemos determinar a distância relativamente ao transdutor a que cada interação ocorre. As características do eco (amplitude, fase, etc.) dão informação da natureza da interação e, conseqüentemente, indicação do tipo de meio na qual ocorreu [7].

2.2.2. Qualidade e resolução da imagem

A capacidade do sistema discriminar estruturas muito próximas entre si é dada pela resolução espacial, representada pelas três componentes espaciais: axial, lateral e elevacional, referidas na Figura 1. A resolução axial, na direção da propagação do pulso, é determinada predominantemente pela duração do mesmo, pela frequência e pelo comprimento de onda do sinal acústico gerado em cada elemento do transdutor. Na dimensão lateral e elevacional, a resolução é determinada predominantemente pela abertura do transdutor e dos elementos geométricos, bem como pelo feixe de formação aplicado [8, 9].

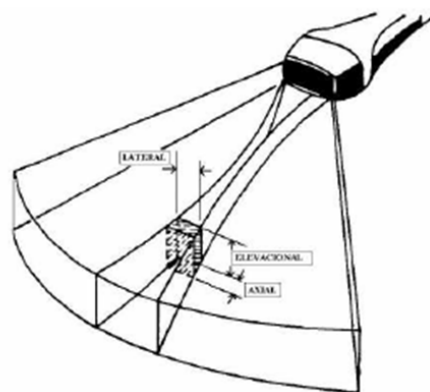


Figura 1 – Representação dos componentes de resolução de um transdutor. (Adaptado de NCRP report 99, 1988).

A resolução axial define a capacidade do pulso de ultrassons em diferenciar dois pontos próximos que se encontram ao longo do eixo do feixe. Para uma boa resolução axial é preciso que os ecos transmitidos possam ser distinguidos sem sobreposição. A resolução depende da frequência do feixe de ondas, uma vez que este valor é recíproco à frequência do ultrassom ($\lambda = v / f$). A resolução espacial melhora com o aumento da frequência, no entanto é necessário lembrar que se tem o custo do aumento da atenuação do sinal. A resolução axial típica é de 0.5mm [7, 8].

A resolução lateral refere-se à capacidade de discriminar dois pontos próximos no eixo perpendicular ao da propagação do feixe ultrassónico. Como depende da largura do feixe, para discriminar dois pontos próximos, a largura do pulso deve ser mantida razoavelmente pequena e o diâmetro do transdutor mantido o maior possível. A resolução lateral típica é de 2-5mm [7, 8].

A resolução em elevação corresponde à espessura do volume compreendido pelo pulso durante a varredura da imagem. Esse volume dá-nos, em cada instante, o tamanho da menor estrutura detetável [9]. O uso de lentes com distância focal fixa em toda a superfície da matriz de sensores pode fornecer uma melhor resolução elevacional [8].

Há ainda a referir o contraste, que se assume como uma medida da capacidade de visualização de diferentes tipos de tecidos com níveis diferentes de cinza. O contraste é frequentemente danificado pelo tradicional ruído *speckle*, dificultando desse modo a distinção entre pequenas mudanças nos níveis de cinzentos da imagem.

2.2.3. Interação dos ultrassons com a matéria

Sendo os ultrassons ondas de pressão pulsáteis, transportam energia e assim vão causando perturbação ao longo dos vários meios que atravessam. A sua interação com os tecidos está sujeito às leis da ótica geométrica, o que inclui, como qualquer onda, efeitos como, a reflexão, a refração, a atenuação, o espalhamento ou a reflexão dispersa, entre outros.

A propagação dessas ondas mecânicas num determinado meio torna-se possível devido à elasticidade (compressibilidade do meio) e inércia (densidade média do meio),

sendo o primeiro referente à capacidade do meio em corrigir qualquer distúrbio sofrido e o último relacionado com a formação de ondas de pressão acústicas [9].

Particular interesse assumem os efeitos de reflexão especular e espalhamento, gerados por variações na densidade e/ou compressibilidade do meio. Na reflexão especular apenas é criado um único raio refletido resultante da interação da onda incidente com a interface de tecidos com diferente impedância acústica, $Z=\rho c$ (medida em $\text{kg m}^{-2} \text{s}^{-1}$), sendo ρ a densidade do tecido e c a velocidade de propagação da onda de pressão emitida e captada pelo transdutor. Em tecidos moles é considerada como tendo o valor médio 1540 m/s em todas as direções. O som refletido de volta à fonte é denominado de eco [8, 9].

Quando o pulso atinge a interface entre dois meios distintos, de impedâncias acústicas Z_1 e Z_2 , parte deste pulso incidente será refletida e outra transmitida, sendo que a quantidade da intensidade refletida depende dos coeficientes reflexão (R) e transmissão (T) na interface, representados pelas seguintes equações [5],

$$R = \frac{I_r}{I_i} = \frac{(Z_2 - Z_1)^2}{(Z_1 + Z_2)^2} \quad (1)$$

$$T = \frac{I_t}{I_i} = \frac{4Z_1 Z_2}{(Z_1 + Z_2)^2} \quad (2)$$

$$T + R = 1 \quad (3)$$

Sendo I_i, I_r, I_t as amplitudes das ondas de pressão incidente, refletida e transmitida, respetivamente.

A interface ar/pele provoca a reflexão de grande parte do pulso incidente, fazendo com que se recorra ao gel, tipicamente usado em exames de ecografia, aplicado entre a secção da pele a examinar e o transdutor, com vista a funcionar como adaptador de impedâncias. A Tabela 1 sumariza os valores acústicos típicos para diversos meios, normalmente envolvidos nos estudos ecográficos.

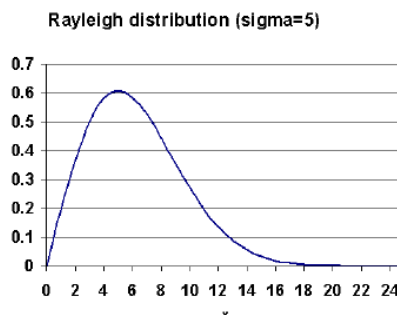
Segundo a lei de Snell dos estados de reflexão, a reflexão especular ocorre da interação do pulso com interfaces, várias vezes maiores que o seu comprimento de onda, λ , sendo que o ângulo de reflexão é igual ao ângulo de incidência [5, 9].

Tabela 1 – Propriedades acústicas para diferentes meios [10].

Meio	Velocidade do Som (m/s)	Impedância $\left(\frac{10^6 kg}{m^2 s}\right)$	Atenuação $\left(\frac{dB}{cm} \text{ a } 1 \text{ MHz}\right)$
Ar	344	0.0004	12.0
Água	1480	1.48	0.0025
Gordura	1410	1.38	0.63
Musculo	1566	1.70	1.3 – 3.3
Fígado	1540	1.65	0.94
Ossos	4080	7.80	20.0

O espalhamento é um fenómeno mais complexo, resultante da interação do pulso incidente com uma superfície rugosa ou microestruturas de tamanho comparável ou menor que o seu comprimento de onda. Estas estruturas agem, assim, como refletores difusos ou espalhadores, provocando a dispersão do feixe, em ondas de baixa amplitude, em todas as direções, tornando a reflexão difusa e muito mais difícil de localizar, com precisão, um ponto isolado na estrutura em estudo a partir dos ecos recebidos pela sonda [5, 8, 9].

Dependendo do arranjo espacial dos espalhadores, existem dois tipos de espalhamento. Se os espalhadores apresentam um arranjo periódico, o resultado é um espalhamento coerente, produzindo periodicidade no espectro do eco. Se os espalhadores são aleatoriamente distribuídos espacialmente, o espalhamento apresenta-se difuso, originando o *speckle* na imagem de ecografia. Não é trivial correlacionar o ruído *speckle* a partir dos dados, uma vez que é produzido pelas estruturas subjacentes [5, 8, 9]. Como exemplo de modelação do espalhamento difuso tem-se a distribuição de Rayleigh, visualizada na Figura 2, e representada pela Equação (4).

**Figura 2 – Distribuição de Rayleigh para valores positivos de x, com desvio padrão $\sigma=5$ [5].**

$$p(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

Desse modo, todas as partículas que possuem dimensões menores que o comprimento de onda do pulso, e passíveis de provocar espalhamento difuso são denominadas como espalhadores de Rayleigh [5, 9].

A relação entre o tamanho do espalhador e o comprimento de onda do pulso pode ser usado para adquirir imagens de determinados órgãos, como é o caso dos sinais provenientes de zonas contendo sangue, aplicando-se, nesses casos, frequências na faixa de 1-5MHz, pois a atenuação do sinal nessa gama permite um melhor contraste sangue-tecido. No entanto, a visualização das mesmas zonas a frequências mais elevadas de 20-30 MHz, provoca o facto das células do sangue se assumam como espalhadores de Rayleigh, fazendo com que a intensidade do sinal de eco seja semelhante ao tecido envolvente [6].

Outros dos efeitos importantes de referir diz respeito à atenuação da onda, ou à redução da sua amplitude, ao atravessar os tecidos ao longo do seu trajeto, o que tem como causa primária a fricção interna ou à viscosidade do tecido que atravessa. Assim, ocorre a conversão da energia perdida da onda em outras formas de energia, tais como o calor [5, 8]. Este processo de atenuação ou absorção do pulso pode ser representado pela seguinte relação de decaimento exponencial,

$$I(x) = I_0 e^{-\mu x} \quad (5)$$

Sendo $I(x)$ a intensidade ao longo do pulso na posição x , I_0 a intensidade na interface ar/pele, μ é o coeficiente de atenuação, medido em decibéis por centímetros (dBcm^{-1}), em média encontra-se em torno de 0.5 a 0.7 [5].

A formação da imagem de ultrassons em média usa apenas 2% da energia transmitida, pois aproximadamente 98% desta é atenuada pelos tecidos [9].

2.3. Imagem médica ultrassónica ou ecográfica

Esta secção tem como objetivo consolidar conhecimentos referentes à formação e aquisição das imagens ecográficas, afigurando-se relevante referir os elementos

importantes num sistema de imagem de ultrassons, os modos de visualização tipicamente utilizados, bem como os artefatos que tradicionalmente afetam este tipo de imagens.

2.3.1. Efeito piezoelétrico na formação da imagem

A imagem de ecografia, pode ser vista como uma forma de interpretação dos gradientes que advém dos ecos gerados pela não homogeneidade na interface dos tecidos, em função das variações das suas impedâncias acústicas.

Um sistema de imagem de ultrassons, denominado ecógrafo, é representado na Figura 3.



Figura 3 – Ecógrafo LOGIG 7 PRO da General Electric presente no Hospital São Teotónio (HST).

O ecógrafo tem como unidade básica, e ativa, o transdutor ou sonda, representado na Figura 4. Este, por sua vez, é constituído por arranjos de elementos piezoelétricos (cristais/cerâmicas), por elétrodos com vista à excitação dos elementos piezoelétricos e captação dos ecos, por uma lente acústica, por material de acoplação da lente aos cristais e por um material de amortecimento para absorver as frequências indesejáveis. Esses elementos piezoelétricos têm a capacidade de converter pulsos elétricos em vibrações mecânicas e a conversão de vibrações mecânicas em energia [11].

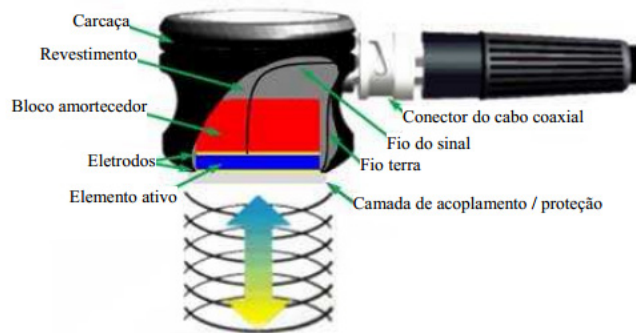


Figura 4 – Transdutor de ultrassom e seus principais componentes [11].

Quando aplicada uma diferença de potencial no elemento piezoelétrico, este é deformado mecanicamente pela alteração da sua espessura (expansão ou contração). Estas alterações induzem a oscilação daqueles elementos e, como consequência, surge a emissão das ondas mecânicas. Este princípio pode ser usado tanto na transmissão do pulso como na recepção dos ecos provenientes das estruturas, sendo, neste último, a diferença de potencial no transdutor proporcional à pressão acústica do eco captado [6, 12].

As Figuras 5 e 6 esquematizam este processo pulso-eco, envolvido na formação da imagem de ultrassom.

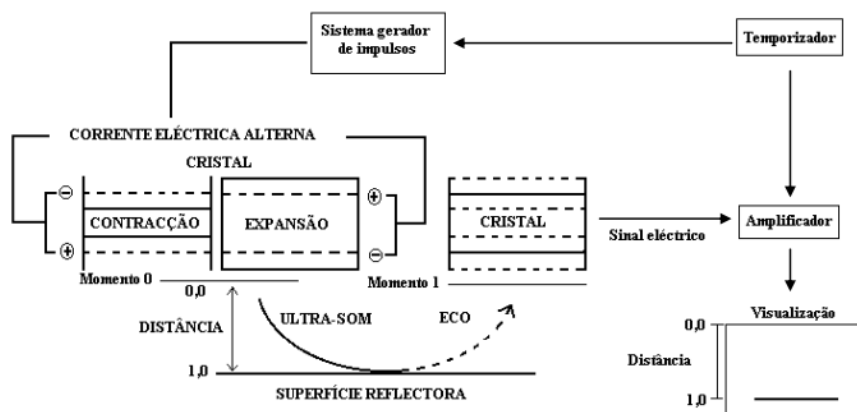


Figura 5 – Exemplificação de todo o processo envolvido desde da emissão à recepção do sinal [13].

No momento 0 é emitida uma onda de US, por vibração do cristal, após estimulação elétrica. No momento 1 é recebido o eco. Ambos os tempos de emissão e recepção dos ecos são registados pelo temporizador, permitindo, assim, juntamente com a velocidade pré-determinada, calcular a distância entre a fonte emissora e a superfície refletora. Este sinal elétrico é posteriormente amplificado e processado.

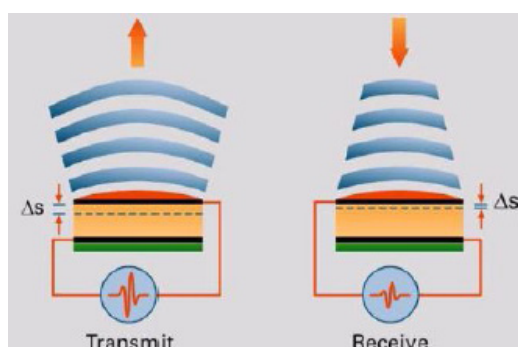


Figura 6 – Efeito piezoelétrico na transmissão e recepção do sinal [12].

Existem diversos tipos de transdutores ou sondas, os quais variam entre si de acordo com o tipo de estruturas que se pretende visualizar. As sondas mais importantes e tradicionalmente disponíveis num ecógrafo são as lineares, convexas e setoriais.

Na sonda linear, a aquisição da imagem é feita pelos elementos piezoelétricos arranjados de maneira linear e plana, criando-se uma imagem ampla e retangular a partir das linhas paralelas de ultrassons. Estas sondas de face plana são principalmente utilizadas na aquisição de imagens de estruturas e órgãos superficiais, mas também em estudos vasculares e em exames músculo esqueléticos [6, 12].

Relativamente à sonda convexa, como o nome prevê, os elementos piezoelétricos são arranjados linearmente sobre uma superfície convexa. Usa um *array* linear convexo, com um ponto de origem a uma distância acima da área de contacto, dependendo do raio de curvatura. Os vários cristais, em forma convexa, oferecem uma imagem de maior ângulo, conseguindo-se um amplo campo de visão, em forma de leque ou setorial, possibilitando a varredura de grandes áreas. Este tipo de transdutores tem aplicação, principalmente, no exame abdominal, obstétrico e pélvico, devido à necessidade de uma avaliação mais profunda das estruturas, não permitindo tão boa resolução espacial como os lineares [6, 12].

Na sonda setorial, a linha de ultrassom oscila em torno de um ponto fixo, formando-se uma imagem setorial com formato triangular. Neste tipo de sonda, os elementos piezoelétricos são arranjados numa pequena área com tecnologia *phased array*, o que permite determinar qual o elemento que envia o pulso, bem como a

sequência de ativação dos restantes elementos. Este tipo de sonda permite a varredura de uma área relativamente ampla. Contudo, as estruturas mais próximas da sonda apresentam pior resolução. A grande vantagem é permitir a visualização através de janelas acústicas estreitas, sendo, desse modo, especificamente aplicado em exames sob condições anatómicas difíceis, tais como para varredura intercostal em exames de ecocardiografia, nos quais é necessário vencer a janela imposta pelas costelas [6, 12, 14, 15].

A Figura 7 demonstra os diferentes formatos de imagem obtidos para diferentes transdutores utilizados.



Figura 7 – Imagens obtidas por diferentes tipos de transdutores: a) Transdutor Linear; b) Transdutor Convexo; c) Transdutor Setorial [15].

2.3.2 Modos de visualização

De um modo geral existem quatro modos de visualização dos ecos de ultrassons, Modo-A (amplitude), Modo-B (brilho), Modo-M (movimento) e o Modo Doppler para estudo do fluxo sanguíneo.

O modo A era o modo de visualização dos ecos no início das aplicações clínicas de ecografia. Neste modo, como ilustra a Figura 8, a intensidade do eco detetado é medido e representado graficamente, no qual o eixo horizontal (xx) corresponde ao tempo e o eixo vertical (yy) à amplitude. Esta técnica de representação do eco como sinal contínuo numa dimensão (1D) apresenta limitações na informação anatómica, fazendo com que o seu uso seja restrito a especialidades como oftalmologia, no qual é necessário obter medições precisas de distância [6, 8].

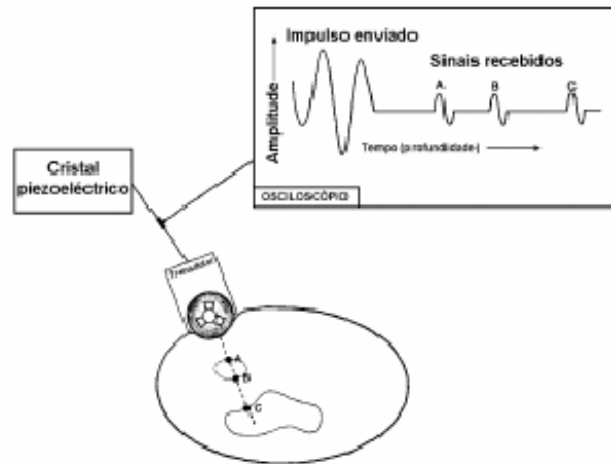


Figura 8 – Representação da formação da imagem em Modo-A, com as amplitudes de cada eco representado por “picos” no gráfico de amplitudes [6].

A forma tradicional de processar os ecos refletidos em imagem bidimensional é denominada por modo-B (brilho), representado na Figura 9, que pode ser visto como a conversão eletrónica do modo-A.

Neste caso, o sinal de amplitude do eco é transformado num elemento brilhante, sendo que esses *pixels* tornam-se visíveis em linhas, de acordo com a profundidade do tecido alvo, em que cada pulso corresponde a uma linha da imagem. A imagem bidimensional é criada por essas linhas de eco, após o varrimento da secção a estudar. A amplitude do eco é codificada em 256 níveis de cinzento [6, 8, 12].

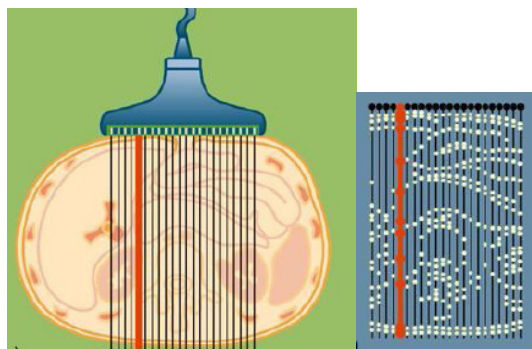


Figura 9 – Representação da formação da imagem em Modo-B, com a varredura do feixe na zona a examinar e posterior formação da imagem a partir das linhas de eco obtidas [12].

O modo-M ou modo de movimento/tempo, representa o eco como pontos de brilho e não como picos, como no caso do modo-A, mostrando ainda a posição das

estruturas refletoras em movimento. Desse modo, através da escolha do plano de corte de interesse pelo especialista, por intermédio de uma linha de secção, é representado um espectro no monitor ao longo do tempo, permitindo, assim, acompanhar e medir o deslocamento espacial das estruturas em função do tempo, com registo da posição das estruturas refletoras selecionadas (profundidade) no eixo vertical e o tempo no eixo horizontal, no qual ocorre a atualização sequencial da linha de corte. O modo-M é indicado para exames que requerem grande precisão das medições de estruturas em movimento, tal como a medição de espessura e velocidade de movimento, tendo, por isso, grande aplicação em ecocardiografia no estudo de paredes ventriculares, câmaras e válvulas cardíacas [6, 12, 15].

De um modo geral, como exemplificado na Figura 10, neste modo de visualização obtém-se, no canto superior esquerdo, a imagem em modo-B reduzida com representação da posição anatómica do corte realizado com a linha selecionada.

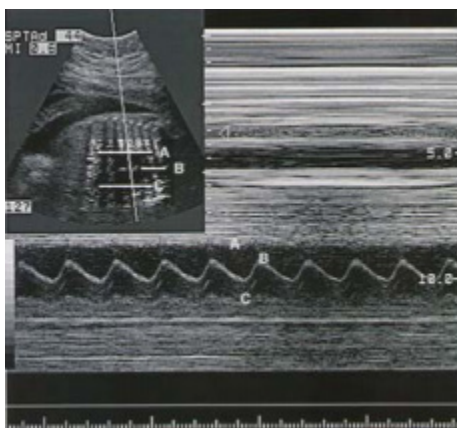


Figura 10 – Imagem em modo-M com destaque do movimento de três estruturas identificadas para facilitar a correspondência na imagem de modo-B [15].

Além destas formas de processamento dos ecos, existem outras, como o eco-Doppler. Esta forma de processamento, tem como objetivo detetar a presença ou ausência de fluxo sanguíneo, e assim, distinguir lesões quísticas de sólidas, localizando eventuais obstruções ao fluxo que estejam a ocorrer, tais como embolias. Apesar de haver diversas variações do Modo Doppler, o mais usado por fornecer mais informação relevante é o Doppler Espectral como mostra a Figura 11, que para além de permitir o mapeamento a cores, fornece ainda análise espectral referente à distribuição das

velocidades dos fluxos e as suas frequências de ocorrência em função do tempo, num local de amostra pré-definido pelo especialista [6, 15].

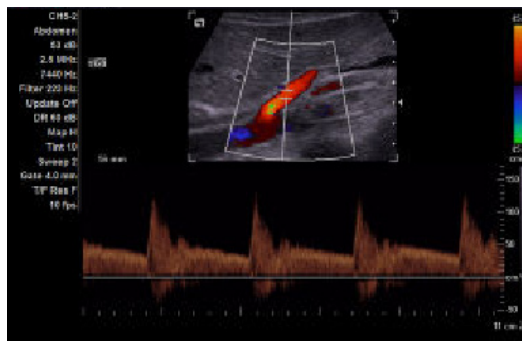


Figura 11 – Doppler Espectral a cores [6].

Urge ainda referir o facto das frequências usadas caírem no limiar da audição humana, permitindo ainda ao especialista a auscultação dos sons e, conseqüentemente, uma melhor perceção da direcção do fluxo. Outros modos de visualização menos tradicionais e em fase de desenvolvimento incluem a visualização 3D, 4D, Imagem Harmónica, Imagem com agente de contraste, Imagem Composta, Imagem Codificada, entre outras [15].

2.3.3 Artefatos da imagem de ultrassons

O artefacto acústico é entendido como qualquer alteração da imagem que não corresponde a uma verdadeira representação da estrutura examinada, alterando ou iludindo a realidade, podendo, desse modo, induzir em erro o especialista, mas ao mesmo tempo pode ajudar a compreender melhor a imagem, como é o caso da perceção da presença de gases, pedras ou quistos na imagem [6]. Apesar deste trabalho ter como principal enfoque o artefacto de ruído *speckle*, afigura-se importante referir outros, constantemente visualizados neste tipo de imagens, como é o caso dos artefatos, reverberação, reforço posterior e sombra acústica.

A reverberação ocorre, de um modo geral, quando os ecos refletidos para o transdutor encontram interfaces ou saltos de impedância que os enviam de novo para a profundidade. Ao serem novamente refletidos para o transdutor acarretam algum tempo de atraso, sendo assumidos, desse modo, como ecos mais profundos, resultando em

falsos ecos que aparecem como linhas brilhantes transversais ao feixe, tal como ilustra a Figura 12. Este facto ocorre principalmente em interfaces com grande diferença de impedância acústica ou em zonas com inúmeras interfaces pequenas e irregulares, podendo mesmo o transdutor atuar como superfície refletora [13, 14, 16].

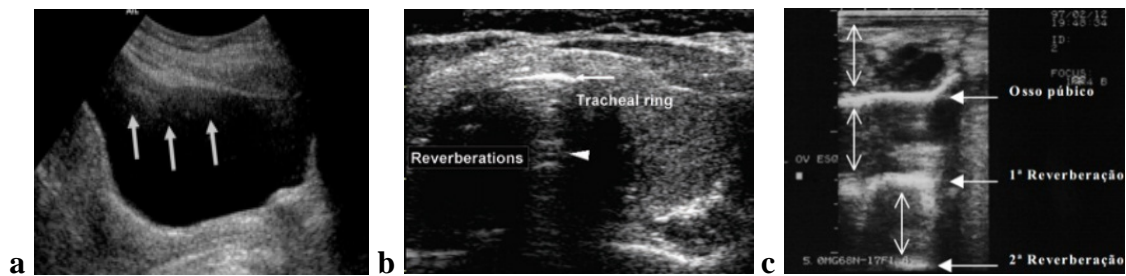


Figura 12 – Reverberação em diferentes imagens ecográficas. a) Imagem da bexiga com artefacto de reverberação indicado pelas setas [16]; b) Imagem de um anel traqueal altamente refletivo [14]; c) Imagem com representação de diferentes interfaces [13].

O reforço acústico posterior surge distalmente a uma estrutura com fraca atenuação ou sem interfaces no seu interior. Como ilustrado na Figura 13, em estruturas preenchidas por fluido, tais como bexiga ou quistos, é visualizado um aumento de intensidades posterior a estas, enquanto que as estruturas adjacentes assumem tonalidades mais escuras.

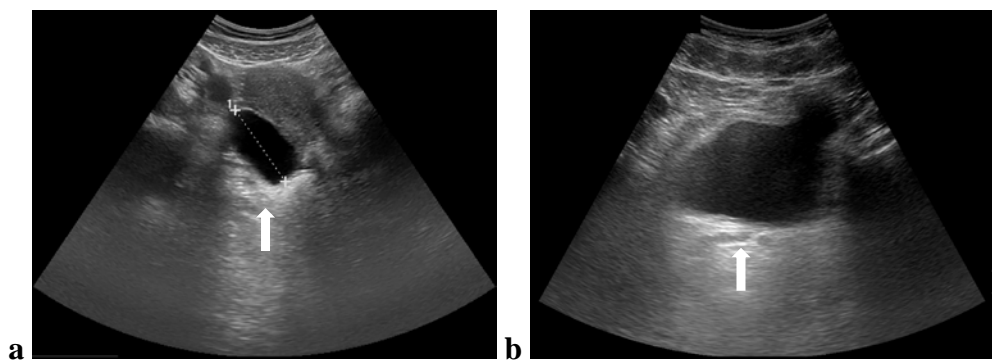


Figura 13 – Visualização do reforço posterior em imagens de ecografia obtidas no HST com transdutor de arranjo convexo. a) Reforço posterior demonstrado por um quisto ovárico; b) Imagem da bexiga com aumento distal da intensidade do sinal.

Esse aumento de intensidades nas estruturas posteriores deve-se ao facto dos ultrassons se terem propagado por meios de menor atenuação, comparativamente aos

tecidos adjacentes situados à mesma profundidade, assumindo-se ecos menos intensos devido ao facto de atravessarem estruturas sólidas. Este tipo de artefato contribui para diferenciar estruturas quísticas de massas sólidas de média intensidade [13, 14, 16].

A sombra acústica ocorre quando a onda sonora atinge uma estrutura que é extremamente densa e, como tal, com elevada impedância acústica, fazendo com que a onda seja totalmente refletida, deixando uma sombra em localização posterior. Como exemplo de estruturas que causam essa reflexão total surgem as calcificações, ossos (costelas) ou ar (gases intestinais).

A Figura 14 ilustra dois desses exemplos.

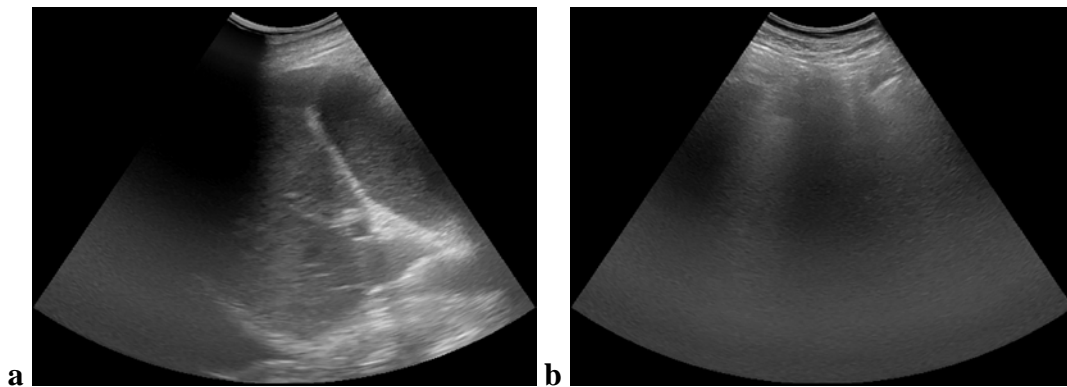


Figura 14 – Imagens ultrassónicas clínicas obtidas no HST com transdutor de arranjo convexo: a) Imagem ecográfica do fígado com artefatos de movimento e com sombra acústica por uma costela que dificulta a visualização dos seus limites; b) Impossível visualização do pâncreas devido à presença de gases intestinais.

Assim sendo, é da responsabilidade do especialista determinar o valor diagnóstico desses artefatos e, quando possível, minimizá-los, como por exemplo, através do controlo seletivo da intensidade dos ecos a diferentes profundidades (Compensação do Ganho dependente do Tempo – CGT), com vista a obter um aspeto mais homogéneo da imagem.

Apesar da ecografia ser um exame primordial prévio à execução de outro tipo de exame, pela vasta informação que proporciona, é fácil de perceber depois dos artefatos explicados anteriormente, o facto da sua qualidade ser afetada constantemente, tornando por vezes impossível a visualização da estrutura em estudo. A composição corporal do

paciente interfere do mesmo modo na qualidade do perfil ecográfico. Aliado a isso, tem-se ainda a presença do ruído *speckle* que dificulta a identificação das estruturas em estudo.

A falta de informação nativa na imagem ecográfica, provocada pelos diferentes artefatos, não permite qualquer tipo de melhoramento da imagem pela falta de dados para manipular. Deste modo, a melhoria deste tipo de imagens centra-se, basicamente, na filtragem do ruído *speckle*, assumindo-se assim uma etapa de pré-processamento central para posterior extração de características, análise e reconhecimento de padrões através de métodos de segmentação, proporcionando aumento na exatidão e robustez da análise quantitativa e qualitativa e consequentemente beneficiando o diagnóstico médico. Em conformidade, a próxima secção tem como objetivo um melhor conhecimento acerca deste tipo de ruído.

2.4. Ruído *speckle*

Nas diversas modalidades de imagem, a exatidão e a eficácia na interpretação humana ou computadorizada da imagem está fortemente dependente da qualidade desta e da experiência do operador [17].

O ruído pode ser visível em praticamente todos os sistemas de engenharia, tal como no sistema de aquisição de imagens. A presença deste é uma das grandes dificuldades encontradas no processamento de imagem, tendo a sua origem principalmente durante o processo de aquisição ou transmissão das imagens. Técnicas de supressão de ruído, têm sido foco de várias pesquisas nas mais diversas áreas da engenharia, com vista a recuperar as imagens degradadas [18].

O ruído *speckle* é um fenómeno característico em imagens que utilizam fontes coerentes, tais como sistemas óticos (laser), acústicos (sonar), radares de abertura sintética (*SAR – Synthetic Aperture Radar*), bem como em imagens de ultrassons, estando assim sempre associado a qualquer técnica de obtenção de imagens que utilize fontes de radiação coerente, isto é, a fase do sinal empregue é constante [19, 20].

Tendo em conta o que já foi referido em outras secções, o ruído *speckle* é o resultado do espalhamento difuso, ou por outras palavras, é o resultado de interferência

entre ondas coerentes (com fase relativa constante), geradas por espalhamentos de superfícies naturais, as quais chegam fora de fase ao sensor ou cujas estruturas refletoras possuem dimensões que vão além da capacidade de resolução do sistema em questão.

Cada pulso de ultrassom abrange um volume espacial que define a menor estrutura detetável, conhecida como a célula de resolução [17]. Dentro de cada célula de resolução, um determinado número de elementos dispersores refletem a onda incidente para o sensor. As ondas coerentes retro-espalhadas de diferentes fases sofrem uma interferência construtiva ou destrutiva de maneira aleatória [1], fazendo com que o sinal recebido pelo sensor (não coerente) seja o resultado da sobreposição de muitas pequenas reflexões com fases uniformemente distribuídas [21]. Quando há muitos dispersores aleatoriamente distribuídos por célula de resolução, o *speckle* é descrito como sendo totalmente desenvolvido [17].

Neste trabalho os métodos analisados adotaram o modelo geral multiplicativo simples para ruído *speckle*, dado por [20], em que o efeito do ruído aditivo é considerado desprezável, levando a:

$$I(x, y) = f(x, y)n(x, y) \quad (6)$$

Onde (x, y) são as coordenadas espaciais, $I(x, y)$ é a imagem observada, $f(x, y)$ representa o sinal ou refletividade livre de ruído e $n(x, y)$ o ruído *speckle*.

Este modelo é mais adequado para este trabalho, considerando que pode ser aplicado nas imagens já obtidas pelo ecógrafo e não no sinal de radiofrequência original detetado pela sonda. Assim sendo, a filtragem baseia-se na estimação da verdadeira intensidade de $f(x, y)$, através do cálculo de estatísticas locais na vizinhança de cada *pixel* [7].

Entre a comunidade científica, este ruído é descrito como ruído multiplicativo, proporcional à intensidade do sinal recebido, proporcionando um padrão ou textura granulada aleatória à imagem adquirida. Diferencia-se de outros ruídos pela sua natureza determinística, reduzindo principalmente o contraste e a definição dos contornos ou a resolução de outros detalhes. Degrada a textura dos tecidos, dificultando a percepção e extração de detalhes na imagem, reduzindo desse modo a separabilidade

das estruturas anatómicas em estudo. Como consequência, tem-se a redução da capacidade na detecção visual de pequenas lesões de baixo contraste pelo especialista [1, 7, 9, 19, 22].

Para melhor entendimento da influência visual deste ruído nas imagens, a Figura 15 ilustra uma imagem de IRM artificial de um corte abdominal. Ao lado, representa-se a sua correspondente imagem contaminada por ruído *speckle* ($\sigma^2=0.09$) disponível no Matlab® e a sua simulação ultrassônica de modo-B através do programa Field II [82].

É facilmente visualizado nas imagens processadas o facto da distinção de estruturas próximas tornar-se mais difícil devido à adição da textura granulada. Pode ser ainda visível a ocorrência da distorção, ou mesmo quebra dos contornos e o escurecimento das regiões mais claras, exigindo grande experiência por parte do especialista para a sua análise.

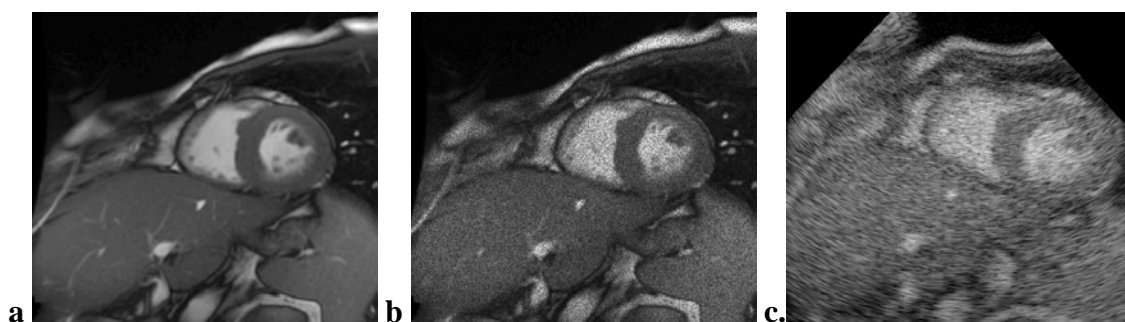


Figura 15 – a) Imagem de IRM em tons de cinza representando um corte abdominal; b) imagem corrompida com ruído *speckle* ($\sigma^2=0.09$); c) imagem ultrassônica obtida por simulação com o software Field II.

São esses efeitos que comumente afetam as imagens clínicas reais contaminadas com este ruído. O seu tamanho não é fixo pois depende da resolução, no entanto a sua forma tende a assumir uma estrutura alongada tipo “banana” como mostra a Figura 16, cujo comprimento aumenta com a profundidade [5]. Daí que em ecografias abdominais em que é necessário fazer uso de frequências menores com comprometimento da resolução da imagem, essas estruturas alongadas horizontalmente tornam-se mais perceptíveis. Para além da avaliação visual, a sua presença pode ser ainda percecionada pela avaliação do histograma global da imagem.

Para um melhor conhecimento das imagens de ecografia clínicas em estudo é de vital importância a recorrência ao seu histograma, de modo a extrair informação extra. Pela análise do histograma, neste caso particular, podemos confirmar que existe uma estreita gama de intensidades referentes a zonas sanguíneas no rim ou mesmo a artefatos que causam sombras na imagem. O efeito do volume parcial - combinação das intensidades dos tecidos separados inicialmente por uma fronteira - pode ser notificado principalmente no contorno direito do rim, dado que essa zona possui níveis de intensidade semelhantes ao da zona envolvente, fazendo com que se perca o contorno deste. É ainda de referir que, apesar de não haver alisamento excessivo das regiões no histograma, a presença do ruído pode ser visualizada, pois caso contrário deveriam observar-se mais vales, ao invés do histograma uniforme e, desse modo, distinguir-se com facilidade diferentes regiões no histograma.

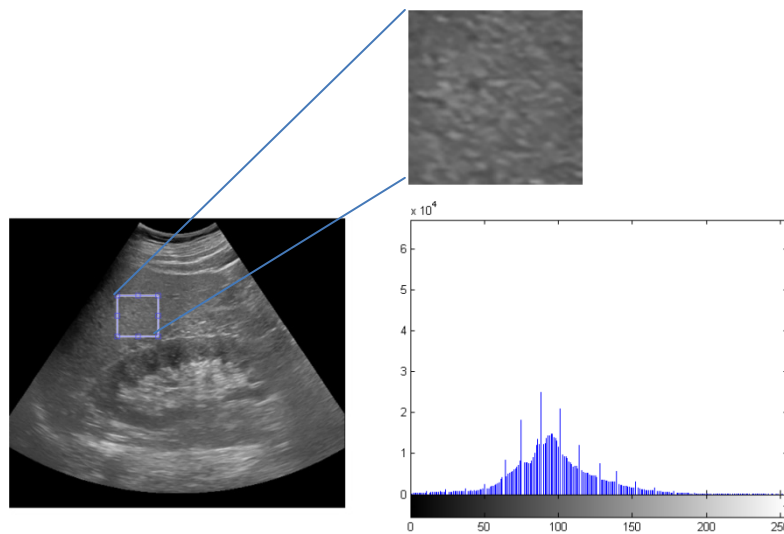


Figura 16 – Imagem de ecografia clínica abdominal disponibilizada no HST. Representação da orientação e forma do ruído *speckle* correspondente à região aparentemente homogénea assinalada como um retângulo na imagem e o histograma global da imagem.

A análise do histograma da imagem ecográfica clínica da Figura 16, serviu como exemplo representativo das diversas imagens disponibilizadas no HST., e através desta conseguiu-se extrair informações acerca do sistema de imagem (ecógrafo). Desse modo, pode ser constatado a não linearidade diferencial na conversão analógica-digital, representada pelos sulcos a zero nas zonas regulares do histograma, mais

pormenorizadamente acontecem nos níveis 51, 63, 76, 89 e assim sucessivamente na escala de cinzentos, ou seja, com um intervalo de 13. Tendo ainda em conta a existência de variações nas envolventes desses sulcos, é possível constatar que podem estar a ocorrer erros sistemáticos ou de arredondamento, fazendo com que a informação que deveria estar presente no nível representado pelo sulco a zero esteja a ser adicionada ao valor de nível de cinza anterior ou posterior.

Ainda tendo em conta a fase de processamento de sinal no ecógrafo, o ajuste da gama dinâmica do sinal (50-70dB) para 8 *bits* de digitalização através da compressão logarítmica, sendo um processamento não linear, modifica as estatísticas do sinal original e afeta a tradicional distribuição Rayleigh do ruído *speckle*. Isto faz com que se assemelhe ao ruído gaussiano como pode ser visualizado no histograma da Figura 16 [3].

CAPÍTULO 3

Técnicas Tradicionais para Minimização de Ruído *Speckle*

3.1 Introdução

De forma geral, o processamento e análise de imagem tem como objetivo o melhoramento do aspeto visual de determinadas feições estruturais, com vista a garantir confiança na análise humana da imagem.

Deverá ter-se em conta que o grau de suavização do ruído *speckle* depende dos conhecimentos do especialista, bem como da aplicação desejada. Se a etapa posterior remete para aplicação de métodos de segmentação, então deverá ter-se como principal objetivo a manutenção dos contornos das estruturas, ao mesmo tempo que se suaviza a textura granulada do ruído, com vista à simplificação da imagem e assim o aumento da velocidade e exatidão do método de segmentação. No entanto, para interpretação visual, a suavização da textura pode ser menos desejável, tendo em conta que poderá ter informação útil para diagnóstico [1, 8].

Havendo um compromisso entre suavização do ruído e perda de informação, a tendência por parte de alguns médicos especialistas assenta na preferência pelas imagens originais ruidosas relativamente às suavizadas, pelo receio de se perder detalhes relevantes. No entanto, dever-se-á ter presente que o mesmo padrão granulado poderá estar a adicionar informação indesejada ou mesmo impedir a deteção de lesões de baixo contraste. Neste sentido, cabe aos investigadores desenvolver algoritmos que melhor se adaptem a esses requisitos, tendo em vista a sintonia com os interesses dos médicos especialistas. E é neste âmbito que surge este trabalho.

3.2. Revisão bibliográfica

Na literatura são propostas várias abordagens com vista à remoção de ruído *speckle*, considerando sempre a perda mínima de dados com preservação das principais características estruturais. Estas abordagens são agrupadas naquelas que usam a fase de dados dos sinais de radiofrequência e nos métodos de pós-processamento que operam nas imagens já formadas.

Durante a revisão de literatura, foi comumente constatada a tentativa de diversos investigadores em destacar as suas técnicas desenvolvidas, fazendo comparação com outros métodos padronizados, aplicando-as principalmente em imagens ultrassonográficas do rim [19, 23], fígado [24, 25], coração [17], imagens SAR (*Synthetic Aperture Radar*) [26, 27] e em imagens sintéticas [1, 28 – 32]. Para a avaliação dos métodos propostos, são tradicionalmente usadas métricas de qualidade, tais como a relação sinal-ruído da imagem (SNR), contraste da imagem (CNR), erro quadrático médio (MSE), conciliando-se com a avaliação da perceção visual da imagem. Geralmente as técnicas são comparadas com métodos tradicionais, tais como filtros adaptativos [1, 27], filtros de difusão anisotrópica [24, 33] e filtros que se baseiam na análise *wavelet* [23, 34], ou com ambas as abordagens, [25, 29, 35 – 37]. Outros autores, procedem a comparações das diferentes abordagens tradicionais disponíveis na literatura [17, 38, 39].

A grande maioria dos filtros de remoção de ruído *speckle*, tiveram origem na comunidade SAR (*Synthetic Aperture Radar*) [7], sendo os mais citados e aplicados em imagens médicas de ultrassons os filtros adaptativos Frost [26], Lee [40], Kuan [41] e Wiener [20], tendo como base de funcionamento a informação estatística local relacionada em torno do *pixel* central numa janela de tamanho fixo [42]. Uma vez que se assumem filtros padrão, são diversas as abordagens que os referem sempre que são propostas novas técnicas de filtragem [17, 30, 35, 36, 38, 39, 43], seus melhoramentos e combinações com outras técnicas são alvo de grande investigação ao longo dos tempos, alguns exemplos são apresentados em [44, 45].

Outro tipo de abordagem são as técnicas não lineares, tais como os algoritmos de difusão anisotrópica que se baseiam em Equações Diferenciais Parciais (EDP). Neste

campo destaca-se o trabalho pioneiro de Perona e Malik [46], método conhecido como PMAD (*Perona and Malik Anisotropic Diffusion*), no qual se introduz o coeficiente de difusão como uma função da amplitude do gradiente, permitindo uma suavização seletiva, com maior difusão em regiões homogêneas da imagem e uma difusão de menor intensidade nos contornos da imagem, constituindo o ponto de referência para o surgimento de novos métodos nesta linha de pesquisa.

Para reduzir algumas limitações na direcionalidade e instabilidade para o ruído multiplicativo do método PMAD, Yu e Acton [30] propuseram o método denominado por Difusão Anisotrópica para Redução de *Speckle* (*Speckle Reducing Anisotropic Diffusion - SRAD*), o qual introduz um coeficiente de difusão proveniente da formulação de filtros adaptativos, estabelecendo uma relação entre os filtros adaptativos Frost e Lee, e o filtro de difusão anisotrópica através de uma equação diferencial parcial. Assim, a função de difusão não ocorre em função da intensidade do gradiente mas sim do Coeficiente de Variação Instantâneo, o qual introduz operadores Laplacianos, como detetor de contornos, conferindo maior preservação aos contornos da imagem.

Outra tentativa de melhoria foi proposta por Weickert [47] com o método CED (*Coherence Enhancing Diffusion*), introduzindo o conceito de tensores de difusão adaptativos para variar direcionalmente o nível de suavização em cada local, com vista a realçar curvas suaves, como aquelas que são frequentemente presentes nas imagens médicas. Uma abordagem similar foi proposta por Abd-Elmoniem em [23], também baseada em tensores de difusão para definir a intensidade de difusão e dar uma estimativa da intensidade do ruído *speckle* em cada local.

Uma extensão do método SRAD foi proposta por Krissian [29], com o método OSRAD (*Oriented Speckle Reducing Anisotropic Diffusion*), introduzindo um esquema de tensor de difusão de modo a que a difusão adaptativa varie de intensidade na direção dos contornos e nas direções de curvaturas principais. Outra abordagem de difusão anisotrópica é proposta em [48], denominado por EEAD (*Edge Enhanced Anisotropic Diffusion*), com vista ao melhoramento da preservação dos contornos, fazendo, para tal, uso de uma função tangente hiperbólica.

Uma abordagem recente de difusão anisotrópica foi proposta em [24], fazendo a integração da difusão não linear com a decomposição da imagem em multiresolução, através da Pirâmide Laplaciana, similar à análise *wavelet* no sentido que a imagem é decomposta nos seus coeficientes de frequência. Desse modo, o ruído e o sinal de interesse serão dispostos em diferentes camadas da pirâmide, seguindo-se uma etapa de difusão não linear em cada camada da pirâmide Laplaciana. Esta técnica, quando comparada com outras técnicas, mostrou maior redução do ruído *speckle* e preservou estruturas menores, comprovado pela avaliação visual, bem como pela avaliação quantitativa. Outras abordagens conciliando técnicas de multi-escala e difusão não linear são propostas em [49, 50].

Em [51] é apresentada outra abordagem melhorada para difusão anisotrópica em imagens 3D de ultrassons. Esta abordagem faz recurso a um processo de redimensionamento, com vista à remoção de efeitos de sombras ou mesmo dos efeitos de alisamento típicos de outros métodos. No final, é aplicado um método modificado de difusão anisotrópica, em que os parâmetros de difusividade são calculados de forma adaptativa, com base nas estatísticas locais da imagem. Uma extensão do algoritmo SRAD para imagens ecográficas 3D pode ser vista em [52].

As técnicas de difusão anisotrópica baseiam-se em operadores de gradientes com vista a separar o sinal do ruído, no entanto nem sempre se consegue boa precisão nessa separação. Como alvo recente de extensa investigação têm sido as técnicas de multi-escala/multi-resolução, que envolve a transformação da imagem para o domínio das frequências, destacando-se desse modo as abordagens baseadas na transformada *wavelet*. As funções *wavelet* são distintas de outras transformações, como a transformada de Fourier, dado que elas não se limitam apenas a analisar o sinal nas suas componentes de frequências, mas apresentam a capacidade de processar dados a diferentes escalas ou resoluções, assumindo, deste modo, uma posição relevante como ferramenta de filtragem de ruído na área do Processamento de Sinal e Imagem.

As abordagens multi-escala envolvem, tradicionalmente, técnicas de domínio *wavelet*, destacando-se aquelas que têm por base técnicas de limiarização (*threshold*), baseando-se no corte dos coeficientes *wavelets* menores que um certo limiar. Este

processo é referido na literatura como *wavelet shrinkage*. O termo *shrink* refere-se ao efeito de encolhimento que o limiar provoca nos coeficientes que representam ruído, destacando-se as técnicas VisuShrink [53], SureShrink [54] e BayesShrink, [34], variando entre si na forma como é escolhido o valor de *threshold* [1, 35, 55 – 57].

Ainda tendo em conta a abordagem *wavelet shrinkage*, em [1] é relatado um melhoramento da abordagem *wavelet* através da aplicação de um *threshold* adaptativo, obtido pela estimação da variância ponderada local, envolvendo os coeficientes vizinhos da decomposição *wavelet*. Este método apresentou melhor desempenho na relação sinal-ruído de pico (PSNR) e na qualidade de visualização, com remoção de grande quantidade do ruído e com pouca degradação dos detalhes, comparativamente aos filtros adaptativos, Frost, Kuan, Wiener e das tradicionais abordagens VisuShrink e BayesShrink.

Outra tentativa de melhoramento é proposta em [25], o qual, inicialmente, dá especial importância à obtenção do mapa de contornos da imagem para distinguir regiões homogêneas de regiões com informação estrutural, para posteriormente ser aplicado a técnica BayesShrinkage. Também com objetivo de uma melhor distinção entre ruído e sinal, em [19], é proposto um método baseado na transformada *wavelet*, com vista à decomposição da informação estrutural da imagem em cada escala de resolução nos coeficientes *wavelet* e posterior filtragem direcional para remoção do ruído *speckle*.

Em [58] é proposto um modelo de inter-escala baseado no método LMMSE (*Linear Minimum Mean Square Error*), no qual se procede à discriminação local entre regiões contendo informação estrutural e regiões homogêneas, tendo em conta as suas dependências espaciais. Os coeficientes *wavelet* com a mesma localização espacial são combinados num vetor para que o estimador LMMSE seja aplicado. O mesmo autor propõe em [59] um método baseado na análise de componentes principais (PCA). Inicialmente é criado um vetor de variáveis contendo o *pixel* de interesse e os seus vizinhos mais próximos, sendo feito posteriormente uma seleção com agrupamento dos *pixels* com semelhanças estatísticas. Este processo garante mais precisão no cálculo das estatísticas locais no processo posterior de limiarização dos coeficientes com ruído no domínio PCA.

Outra abordagem não linear, local e simples é apresentado em [60]. Trata-se do filtro Bilateral, várias vezes citado na literatura, pois combina filtros no domínio e no espaço de cores da imagem. A sua ideia baseia-se na substituição da intensidade de um *pixel* pela média pesada dos *pixels* vizinhos, em que os pesos dependem da proximidade espacial e da diferença de intensidades entre o *pixel* central e os seus vizinhos. Tendo em conta que apenas atua sobre a vizinhança que faz parte da “mesma” região do núcleo, a estrutura da imagem é preservada, mantendo em grande parte a nitidez dos contornos da imagem.

Outros métodos de remoção de ruído *speckle* menos comuns fazem recurso a operadores morfológicos matemáticos [43, 61, 62]. Outras abordagens utilizam a informação da textura da imagem [63, 64], ou recorrem mesmo à aprendizagem de redes neuronais *Back Propagation* [65 – 67].

Nas próximas secções, as diferentes técnicas utilizadas neste trabalho serão discutidas detalhadamente e as suas formulações matemáticas apresentadas, aspeto este essencial para a compreensão das suas implementações computacionais.

3.3. Filtragem linear e não linear

Os operadores de filtragem são geralmente classificados em filtros lineares e não-lineares. Nos filtros lineares o valor resultante do *pixel* $f'(x, y)$ é calculado como uma combinação linear dos níveis de cinza numa vizinhança local do *pixel* $f(x, y)$ na imagem original. A filtragem no domínio espacial é normalmente realizada por intermédio de matrizes, denominadas máscaras, as quais são aplicadas à imagem até todos os *pixels* serem processados. A cada posição da máscara está associado um valor numérico, denominado de peso ou coeficiente. Uma máscara genérica de 3×3 *pixels* é apresentada na Figura 17. Denotando os níveis de cinza dos *pixels* da imagem sob a máscara por $t_i = f(x, y)$, $1 \leq i \leq 9$, a resposta da máscara é dada por,

$$R = w_1 t_1 + w_2 t_2 + \dots + w_9 t_9 = \sum_{i=1}^9 w_i t_i, \quad (7)$$

Onde w_i representa os coeficientes da máscara.

w_1	w_2	w_3
w_4	w_5	w_6
w_7	w_8	w_9

Figura 17 – Máscara de 3x3 *pixels* com coeficientes arbitrários.

No caso dos filtros não lineares, o procedimento não é realizado através de funções de transformação, com utilização de coeficientes pesados, mas através de operações que se baseiam diretamente nos valores dos *pixels* da vizinhança considerada [68].

3.3.1. Filtragem Linear

Filtros localmente adaptativos

São chamados filtros adaptativos por utilizarem informações estatísticas locais, tais como a média e a variância local de uma vizinhança próxima do *pixel* a ser processado, sendo que os seus coeficientes variam no tempo, adaptando-se automaticamente à não estacionaridade da imagem, baseando-se, para tal, em critérios de minimização de erro utilizados.

i) Filtro de Frost

O filtro de Frost [26] é um filtro convolucional linear derivado da minimização do erro quadrático médio (MSE) sobre o modelo multiplicativo do ruído. Aplica uma média exponencialmente ponderada com base no coeficiente de variação, que é a razão entre o desvio padrão local à média local da imagem degradada. Neste filtro incorpora-se a dependência estatística do sinal original, uma vez que se supõe uma função de correlação espacial exponencial entre *pixels*, substituindo o *pixel* a ser processado por uma soma ponderada dos valores no interior do núcleo, sendo que os fatores de ponderação diminuem com a distância e aumentam de acordo com o aumento da variância do núcleo. A atualização do *pixel* ruidoso é dada pelas seguintes equações [39],

$$DN = \sum_{n \times n} A \delta e^{-\alpha|t|} \quad (8)$$

Onde,

$$\delta = \left(\frac{4}{n\sigma'^2} \right) \left(\frac{\sigma^2}{I'^2} \right) \quad (9)$$

Sendo A a constante de normalização, I'^2 a média local, σ a variância local e σ'^2 o valor do coeficiente de variação da imagem, $|t| = |X - X_0| + |Y - Y_0|$, α é coeficiente adaptativo determinado por estatísticas locais da janela de tamanho n .

ii) Filtro de Lee

O filtro de Lee [40] adota o modelo multiplicativo para o ruído e obedece ao critério de minimização local e linear do erro quadrático médio (LLMSE). Trata-se de um filtro que identifica regiões com baixa e constante variância como áreas a suavizar, enquanto as áreas com elevada variância são assumidas como tendo informação estrutural, tais como os contornos, e pouco ou nenhuma suavização é feita. Sendo assim, é de prever que algum ruído poderá permanecer, próximo dessas estruturas. A forma de implementação do filtro pode ser expressa por,

$$R(x, y) = I(x, y)W(x, y) + I'(x, y)(1 - W(x, y)) \quad (10)$$

Onde I' é o valor médio dos *pixels* sob a janela, e $W(x, y)$ é a função de ponderação calculada definida como,

$$W(x, y) = 1 - \frac{C_B^2}{C_I^2 + C_B^2} \quad (11)$$

A função de ponderação W é assim uma medida do coeficiente de variação do ruído estimado C_B com respeito ao coeficiente de variação da imagem C_I . Em geral, o valor de $W(x, y)$ aproxima-se de 0 em áreas uniformes e tende para 1 nos contornos, o que resulta em pequenas modificações nos *pixels* localizados na proximidade dos contornos.

iii) Filtro de Kuan

O filtro Kuan [41], tal como o filtro de Lee, adota um modelo multiplicativo para o ruído e o procedimento é semelhante a este último. A diferença entre eles reside no facto do filtro Kuan transformar primeiramente o modelo multiplicativo do ruído

num modelo aditivo. O filtro resultante tem a mesma forma que o filtro de Lee mas com uma função ponderativa diferente, demonstrada pela equação,

$$W(x, y) = \frac{1 - C_B^2 / C_I^2}{1 + C_B^2} \quad (12)$$

Geralmente é considerado superior ao filtro de Lee por não fazer nenhuma aproximação ao modelo original [10, 69].

iv) Filtro de Wiener

O filtro Wiener [20] é um método linear para restauração de imagens desfocadas ou com ruído, baseando-se na minimização do erro quadrático médio (MSE). O método considera as imagens e os ruídos como variáveis aleatórias, tendo como objetivo encontrar uma estimativa de imagens reais não corrompidas, no qual o erro quadrático médio seja minimizado entre eles. O valor mínimo do erro é assim dado no domínio de Fourier pela expressão,

$$H_W(\mu, \nu) = \frac{S_{aa}(\mu, \nu)}{S_{aa}(\mu, \nu) + S_{nm}(\mu, \nu)} \quad (13)$$

Onde $S_{aa}(\mu, \nu)$ é a densidade espectral de energia de um conjunto de imagens aleatórias $\{a[m, n]\}$ e $S_{nm}(\mu, \nu)$ a densidade espectral do ruído aleatório [70].

v) Filtro Butterworth

A transformada de Fourier permite obter a representação de uma imagem no domínio de frequências, permitindo identificar contornos, transições e ruído nas imagens que contribuem fortemente para a componente de altas frequências da imagem, enquanto que componentes de baixa frequência são associados a regiões homogêneas. A filtragem de uma imagem no domínio das frequências baseia-se na atenuação de um determinado intervalo de componentes de altas frequências, adotando-se o seguinte modelo,

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) \quad (14)$$

Onde $F(u, v)$ é a transformada de Fourier da imagem a ser suavizada. O objetivo num esquema de filtragem passa-baixo é selecionar uma função de transferência de um filtro $H(u, v)$, que origine $G(u, v)$ pela atenuação dos componentes de altas frequências de $F(u, v)$.

No caso do filtro Butterworth passa-baixo, a função de transferência de ordem n e com frequência de corte a uma distância D_0 da origem da transformada é definido por,

$$H(u, v) = \frac{1}{1+[D(u,v)/D_0]^{2n}} \quad (15)$$

Onde $D(u, v)$ é a distância de qualquer ponto (u, v) à origem do plano de frequência, dado pela equação,

$$D(u, v) = [(u - M/2)^2 + (v - N/2)^2]^{1/2} \quad (16)$$

Sendo $M \times N$ as dimensões da imagem.

Ao contrário do filtro passa baixo ideal, o filtro Butterworth, não possui uma transição abrupta entre frequências filtradas e não filtradas, pelo que é necessário estabelecer alguma convenção para determinar o valor exato da frequência de corte do filtro. Usualmente é escolhido um valor em que $H(u, v)$ está a uma certa fração do seu valor máximo [68].

Apesar dos métodos lineares Wiener e Butterworth serem habitualmente mencionados na literatura como não sendo muito adequados para remoção de ruído *speckle* [1, 71], foram utilizados neste trabalho. No caso do primeiro por ser uma presença habitual em artigos que fazem comparação de abordagens. Por sua vez, o uso do filtro Butterworth deveu-se principalmente à necessidade de confirmar os bons resultados obtidos em alguns artigos, tais como em [72].

3.3.2. Filtragem Não Linear

Difusão Anisotrópica

Pela revisão bibliográfica, é de constatar que o uso de Equações Diferenciais Parciais (PDE) em processamento de imagens tem crescido significativamente nos

últimos anos, tendo como ideia básica a modificação da imagem pela solução de uma equação diferencial parcial. A utilização de coeficientes de difusão como uma função de amplitude do gradiente da função de brilho permite controlar a suavização, estimulando a suavização intra-região e evitando a suavização inter-região.

i) Perona-Malik Anisotropic Diffusion - PMAD

Os trabalhos pioneiros de difusão anisotrópica desenvolvidos por Perona e Malik [46], têm sido extensivamente aplicados e pesquisados com vista a novos melhoramentos, como veremos nas diversas abordagens existentes. Na formulação da difusão anisotrópica de Perona e Malik há a introdução de uma função de difusão, g , a qual controla a intensidade da difusão de acordo com o gradiente do ponto que deve sofrer difusão. A difusão é dada pela seguinte equação diferencial parcial,

$$\frac{\partial I(x,y;t)}{\partial t} = \nabla \cdot [c(|\nabla I_{\sigma}(x,y;t)|) \cdot \nabla I(x,y;t)] \quad (17)$$

Em que:

$$I(x,y;0) = I_0(x,y) \quad (18)$$

No qual $I(x,y;t)$ é a imagem sob difusão, t é a dimensão de tempo que representa o progresso da difusão, I_0 é a imagem observada, ∇ e $\nabla \cdot ()$ são o gradiente e o operador divergente, e $||$ representa a amplitude. I_{σ} é a versão suavizada de I , obtida pela convolução com um Gaussiano de variância σ^2 . A função de difusão $c(\cdot)$ controla o nível de difusão em cada posição da imagem, ditando quais os contornos a serem preservados e quais as regiões de intensidade aproximadamente constantes que devem ser suavizadas. A suavização é assim inibida em torno dos contornos pela escolha de uma função monotonamente decrescente com a amplitude do gradiente, tal como $c(x) = e^{-(x/k)^2}$, onde k é o parâmetro da amplitude do contorno.

Apesar deste método de difusão ser capaz da suavização intra-região, com preservação dos contornos para imagens com ruído aditivo, não apresenta resultados satisfatórios para imagens com ruído multiplicativo como o ruído *speckle*. Outro ponto desfavorável deve-se ao facto da suavização ser inibida nos contornos, fazendo com que o ruído presente nesses locais não seja eliminado com sucesso.

ii) Coherence Enhancing Diffusion - CED

Weickert [47] introduziu o conceito de tensor de difusão, baseado em autovalores e auto-vetores para refletir a orientação dos contornos na imagem, fazendo com que a intensidade da suavização variasse direcionalmente em cada local, deixando de lado a difusão perpendicular aos contornos. O método denotado por *Coherence Enhancing Diffusion* (CED) faz uso do seguinte tensor de estrutura para descrever o gradiente da imagem,

$$T = \nabla I \otimes \nabla I^T = \begin{pmatrix} I_x^2 & I_{xy} \\ I_{xy} & I_y^2 \end{pmatrix} \quad (19)$$

Onde I_x, I_y são os gradientes horizontal e vertical da imagem: $\nabla I = (I_x, I_y)$. Para tornar o gradiente robusto a pequenas flutuações, estas são eliminadas por $I_\sigma = K_\sigma * I$, onde $*$ representa a convolução, e K_σ é um núcleo Gaussiano de variância σ^2 . O tensor de estrutura é formado por aplicação de um segundo nível de suavização, resultando em,

$$T_\rho = K_\rho * (\nabla I_\sigma \nabla I_\sigma^T) = \begin{pmatrix} T_{11} & T_{12} \\ T_{21} & T_{22} \end{pmatrix} \quad (20)$$

Quando os valores próprios de T_ρ , (μ_1, μ_2) são ordenados $\mu_1 \geq \mu_2$, os vetores próprios correspondentes $(\vec{\omega}_1, \vec{\omega}_2)$ dão o gradiente e as direções dos contornos, respetivamente. Estas são as direções normais e tangentes ao gradiente local da imagem. Os valores próprios correspondentes dão a intensidade do gradiente nessas direções. Uma medida de coerência local ou anisotropia é definida por $k = (\mu_1 - \mu_2)^2$. O processo de difusão é descrito pela seguinte EDP,

$$\frac{\delta I(x,y,t)}{\delta t} = \nabla \cdot (D \nabla I(x, y, t)), \quad (21)$$

Onde D é a matriz de difusão, construída com os mesmos vetores próprios que T_ρ e valores próprios (λ_1, λ_2) dados por,

$$\lambda_1 = c_1 \quad (22)$$

$$\lambda_2 = \begin{cases} c_1, & \text{se } \mu_1 = \mu_2 \\ c_1 + (1 - c_1) \exp\left(\frac{-c_2}{k}\right), & \text{caso contrário,} \end{cases}$$

Onde c_1 e c_2 são os parâmetros constrangidos por $0 < c_1 \ll 1$ e $c_2 > 0$.

iii) *Speckle Reducing Anisotropic Diffusion - SRAD*

Outra alternativa à instabilidade do método de Perona e Malik, foi proposto por Yu e Acton [30], ao estabelecer uma relação entre os filtros adaptativos Lee [40] e Frost [26] e o filtro de difusão anisotrópica por meio de uma equação diferencial parcial. Desta relação, o coeficiente de difusão $c(\cdot)$ não é uma função da amplitude do gradiente, mas sim de um coeficiente de variação proveniente da formulação dos filtros adaptativos, agora qualificado como instantâneo para refletir a evolução temporal da equação de difusão. O coeficiente de variação instantâneo q é dado por,

$$q(x, y, t) = \sqrt{\frac{(0.5)\left(\frac{|\nabla I|}{I}\right)^2 - (0.25)^2\left(\frac{\nabla^2 I}{I}\right)^2}{\left[1 + (0.25)\left(\frac{\nabla^2 I}{I}\right)\right]^2}} \leftrightarrow q(x, y, t) = \frac{\text{std}\{I(x,y;t)\}}{I(x,y;t)} \quad (23)$$

Onde ∇^2 é o operador Laplaciano. O coeficiente de variação instantâneo q , representa uma estatística local da imagem, assumindo valores altos nos contornos ou em regiões de alto contraste e baixos nas regiões homogêneas. A função de difusão $c(\cdot)$ usada neste método é,

$$c[q(x, y, t), q_0(t)] = \left(1 + \frac{q^2(x, y, t) - q_0^2(t)}{q^2(x, y, t)(1 + q_0^2(t))}\right)^{-1} \quad (24)$$

De uma forma análoga ao parâmetro k do coeficiente de difusão do método de Perona e Malik, tem-se uma função de escala do *speckle* q_0 , utilizada para controlar a intensidade da suavização, dada por,

$$q_0 = \frac{\sqrt{\text{var}[z(t)]}}{z(t)} \quad (25)$$

Onde $var[z(t)]$ e $\overline{z(t)}$ são, respetivamente, a variância e a média da intensidade sobre uma área homogénea no instante t .

iv) Oriented Speckle Reducing Anisotropic Diffusion - OSRAD

Krissian [29] estendeu o método SRAD para um esquema de tensor de difusão, que permite diferentes níveis de filtragem ao longo dos contornos da imagem e suas direções principais de curvatura. Este método pode ser implementado através do uso do tensor de estrutura apresentado por Weickert no método CED, ou pelo uso de uma matriz Hessiana. No primeiro caso, $(\vec{\omega}_1, \vec{\omega}_2)$ são os vetores próprios de T_ρ da Equação (20), sendo usados os fundamentos da matriz de difusão, D . Os valores próprios de D , que determinam a intensidade da difusão no gradiente e nas direções de curvatura, são dados por,

$$\lambda_1 = c_{srad} , \quad \lambda_2 = c_{tang} \quad (26)$$

Onde c_{srad} é a função difusão ($c(q)$) de SRAD, e c_{tang} é uma constante. A difusão é então realizada de acordo com a Equação (21). O método tira, assim, vantagem da orientação local do gradiente para realçar estruturas com transições mínimas de intensidade, ao mesmo tempo que procede à suavização nas direções de curvatura mínima. Desse modo, é referido na literatura como um método propício à melhoria de contraste aliado à sua forte capacidade de suavização do ruído *speckle* [17].

v) Adaptive Anisotropic Diffusion for Ultrasonic Image Denoising and Edge Enhancement - EEAD

O método EEAD [48] também é baseado numa matriz de difusão local, conciliando ainda uma função tangente hiperbólica para realçar os contornos. Este método faz uso da difusão isotrópica em áreas isotrópicas (pequenas variações do gradiente), adotando a difusão anisotrópica ao longo das direções tangenciais dos contornos e detalhes e não transversalmente a estes. A equação de difusão é dada por,

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(D \cdot \nabla u), \quad (27)$$

Sendo,

$$D = \frac{1}{|\nabla u|^2} \begin{pmatrix} f_1 \mu_x^2 + f_2 \mu_y^2 & (f_1 - f_2) \mu_x \mu_y \\ (f_1 - f_2) \mu_x \mu_y & f_1 \mu_y^2 + f_2 \mu_x^2 \end{pmatrix} \quad (28)$$

Onde $f_1(x, y, t)$ e $f_2(x, y, t)$ são os coeficientes de difusão. Introduzindo o modelo de difusão anisotrópica EEAD tem-se,

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = \alpha(x, y, t) (\text{div}(D \cdot \nabla \mu)) - \beta(x, y, t) f_3(x, y, t) th(lv_{nn}) |\mu_n| \\ v = G_t * u \end{cases} \quad (29)$$

$$\text{Em que } \alpha = \begin{cases} 1 + l_1(1 - e^{l_2 t^2}), & t \leq T_0 \\ 0, & t > T_0 \end{cases}, \quad \beta = \begin{cases} 0, & t \leq T_0 \\ 1 + l_1(1 - e^{l_2 t^2}), & t > T_0 \end{cases}, \quad (30)$$

Sendo a condição inicial: $\mu(x, y, 0) = \mu_0(x, y)$; a condição de fronteira: $\mu_n = 0$; $\alpha(x, y, t)$ e $\beta(x, y, t)$ são os coeficientes de controlo da difusão anisotrópica e realce de contornos, respetivamente, l_1 e l_2 são constantes e $T_0 = \sigma^2/a$ o tempo ótimo de suavização; D é a matriz de difusão de v (versão suavizada de u); G_t a função de suavização Gaussiana; $f_3(x, y, t)$ é o coeficiente de realce dos contornos; l é a constante para controlar o gradiente da função tangente hiperbólica, th , definida por,

$$th(x) = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x}) \quad (31)$$

A formulação matemática dos coeficientes de difusão e do coeficiente de realce de contornos é dada por,

$$\begin{aligned} f_1 &= 1 / (1 + c_1 |v_n|^2 + c_2 |v_{nn}|^2), & f_2 &= 1 / \sqrt{1 + c_1 |v_n|^2 + c_2 |v_{nn}|^2}, \\ f_3 &= 1 - 1 / (1 + c_3 |v_n|^2), \end{aligned} \quad (32)$$

Onde c_1 garante a preservação dos contornos e detalhes finos, enquanto c_2 tem como finalidade preservar os ecos brilhantes, que tradicionalmente contêm informação

estrutural com interesse de diagnóstico, e c_3 controla seletivamente a área a ser realçada.

Filtro Bilateral

Tomasi e Manduchi [60] desenvolveram o filtro Bilateral como alternativa não-interativa aos métodos de difusão anisotrópica. O termo bilateral deve-se à suavização da imagem tanto no domínio espacial como no domínio de cores, tendo assim como ideia básica: dois *pixels* são próximos um do outro não apenas porque ocupam posições espacialmente próximas, mas também porque têm alguma similaridade fotométrica.

A intensidade do *pixel* (núcleo) é substituída por uma média pesada dos seus *pixels* vizinhos, com os pesos dependentes das diferenças espaciais e de intensidade entre o *pixel* central e a sua vizinhança. *Pixels* que são muito diferentes da intensidade do *pixel* central, têm menor peso, ainda que sejam fisicamente próximos do centro da máscara de suavização, permitindo eliminar fracas variações entre os *pixels*, causadas pelo ruído. Considerando uma imagem com níveis de cinzento, I , o resultado do filtro Bilateral, I^{bf} é definido como,

$$I^{bf}(p_0) = \frac{\sum_{p \neq p_0} I(p) \cdot c(p, p_0) \cdot s(I(p), I(p_0))}{\sum_{p \neq p_0} c(p, p_0) \cdot s(I(p), I(p_0))} \quad (33)$$

Onde o núcleo $p_0 := (\mu_0, v_0)$ é o *pixel* que será filtrado e $p := (\mu, v)$ é o *pixel* que pertence à máscara de convolução em torno do núcleo.

As funções ponderativas decrescentes c e s , que representam a proximidade (no domínio espacial) e similaridade (no domínio de cores) respetivamente, são distribuições Gaussianas da forma,

$$c(p, p_0) = \exp\left(-\frac{(p-p_0)^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (34)$$

$$s(I(p), I(p_0)) = \exp\left(-\frac{(I(p)-I(p_0))^2}{2\sigma_I^2}\right) \quad (35)$$

O parâmetro σ_s é o desvio padrão da componente espacial da função de difusão, e σ_I é o desvio padrão da componente de intensidades [73]. Uma boa filtragem nos

contornos deve-se ao componente de domínio do filtro σ_s . A preservação da nitidez depende da componente de cor σ_r , o qual permite controlar o peso do *pixel* adjacente pela sua diferença de intensidade. O aumento do nível de suavização na imagem é proporcionado através do aumento de σ_s .

Filtros baseados na transformação wavelet

As técnicas de domínio *wavelet*, pertencem à abordagem multi-escala, que têm como ideia a decomposição da imagem em sub-bandas com diferentes informações de conteúdo em frequência (detalhes).

Ao contrário da análise de Fourier, um dos grandes atrativos da teoria de *wavelets* é a sua capacidade de analisar o sinal, simultaneamente, nos domínios temporal e frequencial, permitindo, desse modo, a caracterização de sinais cuja resposta ao impulso se mostrem variantes no tempo. Esse facto viabiliza a sua aplicação em diversas áreas. No processamento digital de imagens pode-se referir o seu uso em tarefas como a compactação e a filtragem do sinal, sendo este último devido à sua superior capacidade de localização das áreas de maior variação, tais como picos e descontinuidades. Este método não se limita apenas à decomposição da imagem nos seus coeficientes, analisando cada componente de frequências com uma resolução de acordo com a sua escala [10, 74].

Esta última e importante propriedade das *wavelets* deve-se ao facto de um sinal analisado com uma janela muito grande permite identificar as características gerais, passando por despercebidos os detalhes. Desse modo, aplicando-se janelas mais estreitas às áreas espectrais desejadas dos detalhes da imagem, associados às variações rápidas, obtém-se uma melhor análise das posições e dos valores dos coeficientes na análise de frequências que estão diretamente relacionados com a posição e o valor de cinza dos *pixels* da imagem.

As técnicas de transformação *wavelet*, tradicionalmente usadas incluem os métodos de encolhimento dos coeficientes *wavelet* (*wavelet shrinkage*) e métodos baseados na estimação *Bayesiana* [57, 75].

De uma forma geral, o procedimento de filtragem pela abordagem *wavelet* envolve a decomposição da imagem pela computação da transformada discreta *wavelet* (*DWT – discrete wavelet transform*) nos seus componentes de frequência. Em seguida, através da escolha da técnica de limiarização, esses coeficientes são manipulados e os seus valores diminuídos ou anulados, com o objetivo de eliminar os que representam ruído e a manter aqueles que, possivelmente, representam características estruturais. Após esse processo, é aplicada a transformada *wavelet* inversa (*IDWT – inverse discrete wavelet transform*) para reconstruir a imagem com os seus coeficientes limiarizados [1, 71].

Ao aplicar a DWT ao sinal analisado, este é dividido em componentes de alta escala e baixa escala. As primeiras são denominadas coeficientes de aproximação (c), gerados pela aplicação de um filtro passa-baixo na imagem, e as segundas têm o nome de coeficientes de detalhe (d) de alta frequência, gerados pela aplicação do filtro passa-alto [56, 74, 76, 77]. A relação dessas componentes em diversos níveis de fatorização pode ser representada pela equação,

$$\left(P_{V_j}f\right)(x) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} c_{j_0,l} \phi_{j_0,l}(x) + \sum_{k=j_0}^{j-1} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} d_{k-1,l} \psi_{k-1,l}(x). \quad (36)$$

Os detalhes $\{d_{j,k}\}$ são os coeficientes *wavelets* de $f(x)$, obtidos pela projeção da $f(x)$ nos espaços W_j , gerados pelas funções *wavelets* no nível j , $\{2^{j/2}\psi(2^jx - k)\} = \{\psi_{j,k}(x)\}$, com $k \in \mathbb{Z}$, sendo $\{d_{j,k}\}$ os coeficientes de aproximação obtidos pela projeção da $f(x)$ nos espaços V_j , gerados pelas funções escala $\{2^{j/2}\phi(2^jx - k)\} = \{\phi_{j,k}(x)\}$ [78].

A decomposição do sinal é feita através do comando “*wavedec2*” e da escolha das funções que denominam a *wavelet* “mãe” disponíveis no Matlab[®]. Deve-se escolher ainda o número de níveis de decomposição que serão utilizados, dependendo da função *wavelet* aplicada. Quanto maior for o nível de decomposição, maior será a compressão do sinal e, assim, maior a remoção do ruído na imagem. Por norma, neste trabalho, constatou-se o esbatimento dos detalhes quando se escolhia valores acima de 3 níveis de decomposição.

Técnicas Tradicionais para Minimização de Ruído *Speckle*

Como mostra a Figura 18, para cada nível de decomposição, obtém-se a decomposição em quatro componentes, a imagem de aproximação e os coeficientes que contêm detalhes em três orientações (horizontal, vertical e diagonal).

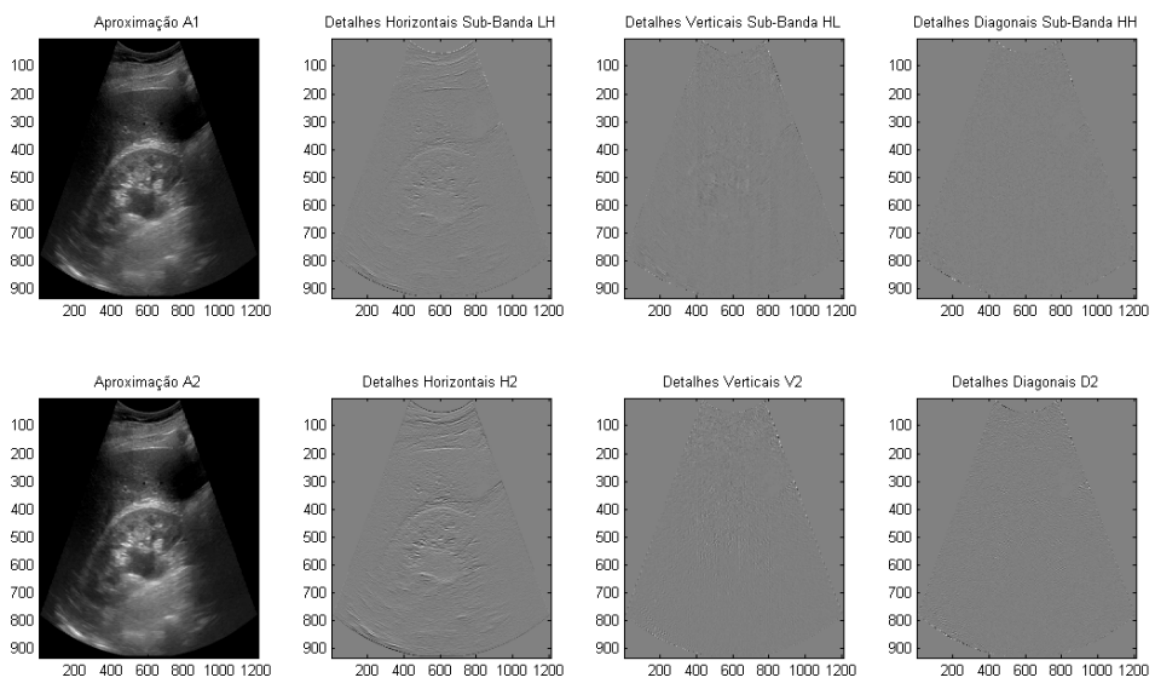


Figura 18 – Decomposição de uma imagem ecográfica obtida no HST, por meio da TW com 2 níveis de resolução e uso da *wavelet* “mãe” bior1.1 do Matlab®.

Obtendo-se a informação dos coeficientes da imagem, segue-se a seleção dos mais representativos, com remoção dos coeficientes associados ao ruído. Para essa distinção torna-se necessário adotar um limiar de corte, zerando os coeficientes inferiores a esse valor, pois sendo detalhes pequenos não provocarão perda significativa de informação. Os coeficientes acima desse serão mantidos ou atenuados, dependendo da conformação do limiar da função adotada. Os vários métodos de *wavelet* “*thresholding*”, apenas diferem na escolha do valor de limiar/*threshold*, sendo os mais citados, as técnicas VisuShrink [53], SureShrink [54], BayesShrink [34].

Estas técnicas de limiarização dos coeficientes, inicialmente formuladas por Donoho [53], baseiam-se no facto de que um sinal amostrado Y pode ser considerado como uma soma de uma componente limpa f e um ruído ϵ , expresso pela Equação (37).

$$Y = f + \epsilon \quad (37)$$

Tendo-se a informação do vetor Y , o objetivo é obter, a partir deste, uma estimativa para a componente f , de forma a minimizar uma determinada função perda [18, 78].

***i*) Limiar VisuShrink**

Donoho e Jonhstone [53] propuseram inicialmente um estimador bastante difundido na literatura, denominado VisuShrink, o qual calcula o limite do coeficiente baseado no limiar universal, dado por,

$$T = \sigma \sqrt{2 \log(n)} \quad (38)$$

$$\text{Sendo } \sigma = \frac{|mediana(d)|}{0,6745} \quad (39)$$

σ é o desvio padrão estimado do ruído e n o tamanho ou dimensão do sinal que está a ser analisado, e d são os coeficientes de detalhe na transformada *wavelet*.

O estimador é calculado pela técnica de otimização denominada *Minimax*, que prevê um valor correspondente ao menor erro médio quadrático máximo de um dado conjunto de funções, encontrando-se o valor de limiar ótimo dos coeficientes *wavelet* [18, 74].

Este método, como referido na literatura, tem tendência a suavizar de forma muito acentuada, eliminando os coeficientes em larga escala, acarretando a necessidade de métodos que fazem a estimação do limiar de forma adaptativa, como os que se seguem [18, 56, 74, 77].

***ii*) Limiar SureShrink**

O procedimento SureShrink [54] minimiza um estimador não-enviesado do risco de Stein (*Sure – Stein Unbiased Risk Estimator*) a cada nível de resolução j , sendo assim o limiar estimado localmente para cada nível [56, 74, 78]. Trata-se de uma combinação do limiar universal Visu e o limiar Sure. O objetivo da técnica SureShrink é minimizar a função de risco MSE (erro quadrático médio), definido como,

$$MSE = \frac{1}{n^2} \sum_{x,y=1}^n (\bar{f}(x,y) - f(x,y))^2 \quad (40)$$

Onde $\bar{f}(x,y)$ é o sinal estimado, $f(x,y)$ é o sinal original sem ruído, e n o tamanho ou dimensão do sinal. Para um dado conjunto de coeficientes, o limiar é aquele que apresenta o menor risco. O estimador limiar Sure t^* é dado por,

$$t^* = \min(t, \sigma\sqrt{2\log n}), \quad (41)$$

Sendo t o valor que minimiza o estimador de risco (*Stein's Unbiased Risk Estimator*). Assumindo-se uma abordagem adaptativa, variações abruptas devem ser melhor preservadas no sinal filtrado relativamente ao limiar universal [55, 79].

iii) Limiar BayesShrink

O método BayesShrink [34] tem como objetivo a minimização do risco de Bayes. Trata-se de um método também adaptativo, no sentido que cada sub-banda é adaptada individualmente a um determinado nível de resolução da imagem, fazendo com que o limiar seja aplicado em cada banda de resolução na transformada *wavelet* [18, 56, 75]. O limiar Bayes t_b , é definido por,

$$t_B = \sigma^2 / \sigma_s \quad (42)$$

$$\text{com } \sigma_s = \sqrt{\max(\sigma_w^2 - \sigma^2, 0)}$$

Onde σ^2 é a variância do ruído, σ_s^2 representa a variância do sinal sem ruído e σ_w^2 a variância do sinal original com ruído. A variância σ^2 é estimada a partir dos detalhes diagonais do primeiro nível de decomposição pela estimação mediana expressa na Equação (39) [56].

Tão importante como a escolha do limiar de corte é a escolha da função de limiarização, definindo quais os coeficientes e amplitude que serão alterados, destacando-se, nesse sentido, duas técnicas com vasto uso entre a comunidade científica, ambas desenvolvidas por Donoho [80], denominadas por limiarização suave (*Soft thresholding*), também conhecida por função *shrinkage* e limiarização rígida

(*Hard thresholding*). Em ambas as abordagens, todos os coeficientes cujas amplitudes sejam inferiores ao valor do limiar são zerados, pois assumem-se como sendo resultantes de ruído, distinguindo-se entre elas na manipulação dos coeficientes que apresentam amplitudes superiores ao limiar. O *soft thresholding* é descrito como,

$$\eta_T(x) = \text{sign}(x) \cdot \max(|x| - T, 0) \quad (43)$$

Onde x é o coeficiente *wavelet*, T é o limiar de corte e $\text{sign}(x)$ a função seno. Se $|x| \geq T$, a função “encolhe” os coeficientes em direção a 0, porém nunca nulos, a fim de inibir o surgimento de alguma descontinuidade. A função de limiarização rígida é dada por,

$$\psi_T(x) = x \cdot 1\{|x| > T\} \quad (44)$$

No qual mantêm os coeficientes com valor superior ao valor de limiar T , caso contrário os coeficientes são zerados. No entanto, ainda não é determinado como encontrar a solução ótima para todo o tipo de imagens, pois a seleção do limiar pode não coincidir bem com a distribuição específica do sinal e das componentes de ruído em todas as escalas. A filtragem *wavelet* tem em conta que o ruído está presente em todo o espectro de frequências, enquanto que o sinal será concentrado em poucos coeficientes *wavelet*. Resta selecionar os coeficientes que contribuem para o sinal, descartando logo que possível os coeficientes de baixa amplitude pela sua insignificância informacional [1, 56, 74, 75].

A reconstrução da imagem filtrada é realizada através da aplicação da transformada *wavelet* inversa (*IDWT*), proporcionada através da função *waverec2* do Matlab[®], utilizando apenas os coeficientes selecionados pela função de limiarização aplicada.

As técnicas de domínio *wavelet*, usadas neste trabalho, fizeram uso das técnicas *wavelet thresholding*, tendo como base a função de limiarização suave (*soft thresholding*), tendo em conta que é assumido na literatura como sendo a abordagem mais aconselhada, apresentando, por norma, imagens de melhor qualidade visual que no

caso da limiarização rígida (*hard thresholding*) [34, 35, 57, 79]. Apesar do sucesso das técnicas *wavelet thresholding*, este esquema de filtragem, por vezes é associado a efeitos visuais indesejáveis, como o fenómeno de Gibbs [18].

Outras técnicas de multi-escala baseadas na transformada *wavelet*, menos tradicionais, foram também usadas neste trabalho [58] e [59]. Foram ambas desenvolvidas por Lei Zhang e seus colaboradores. O primeiro tira vantagem da dependência inter-escala dos coeficientes *wavelet*, permitindo a discriminação local da informação estrutural de regiões homogéneas da imagem para, em seguida, ser aplicado o estimador linear de mínima média quadrática (LMMSE) em multi-escala. O uso deste método deveu-se ao facto de ser referido como solução ao típico fenómeno de Gibbs introduzido por vezes pelos tradicionais métodos *wavelet thresholding* [81].

Outro método de Lei Zhang denominado por LPGPCA (*Two-stage image denoising by principal component analysis with local pixel grouping*), também foi utilizado neste trabalho. Trata-se de um método de filtragem com duas fases, baseado na Análise de Componentes Principais (PCA) e Agrupamento Local de *Pixels* (LPG). Numa primeira fase, o processo envolve a seleção por agrupamento dos *pixels* com semelhantes estruturas espaciais locais relativamente aos *pixels* vizinhos dentro da janela. Posteriormente, são sujeitos a um processo de *shrinkage* dos seus coeficientes no domínio PCA, também baseado no estimador LMMSE. O processo é repetido numa segunda fase, para melhorar a exatidão do método.

3.4. Avaliação do desempenho dos filtros

Neste trabalho foi aplicado uma grande variedade de métricas quantitativas da qualidade da imagem, geralmente usadas para avaliação da redução do ruído, que baseiam-se em medidas estatísticas entre a imagem original $f(x, y)$ e a imagem filtrada $g(x, y)$.

3.4.1 Raiz Normalizada do Erro Quadrático Médio - RMSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y) - g(x, y)]^2} \quad (45)$$

A métrica RMSE quantifica a diferença entre as imagens que estão a ser comparadas, a partir do cálculo da raiz quadrada do desvio padrão entre os *pixels* das duas imagens com dimensões $M \times N$. Tendo em conta que representa o erro da filtragem realizada, quanto menor o seu valor mais próxima é a imagem filtrada da imagem original e, conseqüentemente, melhor é o desempenho do algoritmo utilizado [1].

3.4.2 Relação Sinal-Ruído - SNR

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y)]^2}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y) - g(x, y)]^2} \quad (46)$$

Expressa em decibel (dB), a métrica SNR é definida como a relação entre o valor médio dos *pixels* e o seu desvio quadrático médio, comparando os valores de *pixel* da imagem com o nível de ruído nela produzido. Dessa forma, quanto maior o seu valor, menor é o efeito do ruído sobre a imagem e logo melhor será a qualidade da imagem filtrada. Um valor baixo pode indicar que o sinal diminuiu devido ao alisamento da imagem pelo efeito de esbatimento ou desfocagem [7, 22].

3.4.3 Relação Sinal-Ruído de Pico - PSNR

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{MNL_{\max}^2}{\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y) - g(x, y)]^2} \quad (47)$$

Uma métrica relacionada com a anterior é a métrica PSNR, que também tem como objetivo medir o desempenho da remoção do ruído, sendo uma relação entre o valor máximo de *pixel* (L_{\max}) presente na imagem e o conteúdo de ruído. Desse modo, quanto maior o seu valor, maior é a relação entre a potência do sinal e a potência do ruído, o que significa uma filtragem com melhor qualidade [7,22].

3.4.4 Relação Contraste-Ruído - CNR

A métrica CNR quantifica o nível de contraste entre uma região de interesse e uma região homogênea.

$$CNR = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} \quad (48)$$

Onde μ_1 e σ_1^2 são a média e a variância da região de interesse, e μ_2 e σ_2^2 são a média e a variância de uma região de fundo da imagem de tamanho semelhante, como mostra a Figura 19.

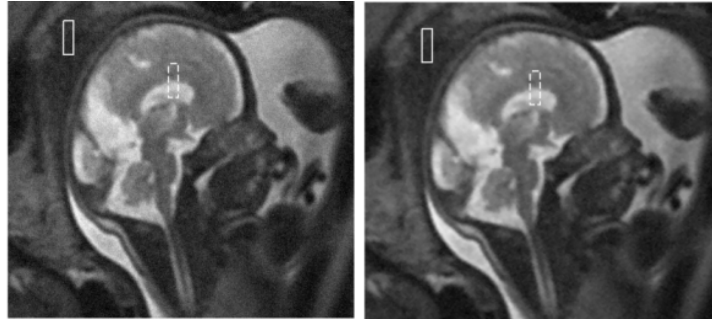


Figura 19 – Imagem ruidosa e filtrada com as regiões marcadas que foram usadas para o cálculo da métrica CNR. A região de fundo limitada a linha contínua e a região de interesse limitada a tracejado.

A métrica CNR permite quantificar o nível de contraste entre a região de interesse e o fundo ou região homogênea da imagem. Neste trabalho, seguiu-se a abordagem proposta em [17], no qual o valor final de CNR é calculado pela diferença entre a imagem filtrada e a imagem com ruído, sendo esta normalizada relativamente ao valor de referência na imagem ruidosa.

3.4.5. Figura de Mérito de Pratt - (FOM)

Para estimar a preservação dos contornos da imagem, foi usado a figura de mérito de Pratt (Pratt's figure of merit -FOM) definida por,

$$FOM = \frac{1}{\max\{N_{f(x,y)}, N_{g(x,y)}\}} \sum_{i=1}^N \frac{1}{1 + d_i^2 \alpha} \quad (49)$$

Técnicas Tradicionais para Minimização de Ruído *Speckle*

Onde $N_{f(x,y)}$ e $N_{g(x,y)}$ são o número de *pixels* de contorno no mapa de contornos das imagens f e g , d_i^2 é a distância Euclidiana entre o i -ésimo *pixel* de contorno e o *pixel* de contorno ideal mais próximo, e α é uma constante. A métrica FOM varia entre 0 e 1, com a unidade representando a perfeita preservação dos contornos. Como proposto em [29], foi usado o detetor de contornos Canny com desvio padrão de 0.1 e *threshold* de 0.5.

CAPÍTULO 4

Materiais e Métodos

Neste capítulo são apresentadas as formas de aplicação dos métodos apresentados no capítulo anterior e todos os procedimentos envolvidos no desenvolvimento deste trabalho.

4.1. Introdução

O presente trabalho teve como objetivo o processamento de imagens ecográficas clínicas, disponibilizadas pelo serviço de Imagiologia do Hospital São Teotónio. As imagens recolhidas provieram de dois ecógrafos da General Electric do mesmo modelo (Logiq 7 pro) e, em grande parte de monitoramento de 3 a 5MHz, modo-B, com transdutor convexo. Estas imagens foram selecionadas tendo em conta a sua possibilidade de melhoria e gravadas em formato BMP (*Bitmap*), com resolução de 1508x1722, para posterior processamento com o software Matlab[®] 2010.

O desenvolvimento deste trabalho deveu-se ao facto de um dos ecógrafos estar a gerar imagens de fraca qualidade, devido à presença de ruído *speckle*, não resultando os esforços por parte dos técnicos de manutenção em otimizar o aparelho. Podem ser confirmadas nas Figuras 20 e 21, diferenças na perceção visual das imagens de ecografia geradas pelos diferentes ecógrafos. As imagens obtidas pelo ecógrafo otimizado da Figura 20 contribuem para bons perfis ecográficos, facilitando a interpretação da imagem, com correta localização dos limites das estruturas nela presente.

Por sua vez, na Figura 21, respeitante ao ecógrafo mal otimizado, a textura granulada do ruído *speckle* é facilmente visualizada nas regiões homogéneas da imagem, reduzindo a nitidez da imagem e dificultando a perceção da textura do tecido

em estudo, bem como a separabilidade das estruturas, podendo estar a mascarar patologias ou outras estruturas do parênquima hepático, com impedância acústica semelhante ao tecido envolvente.

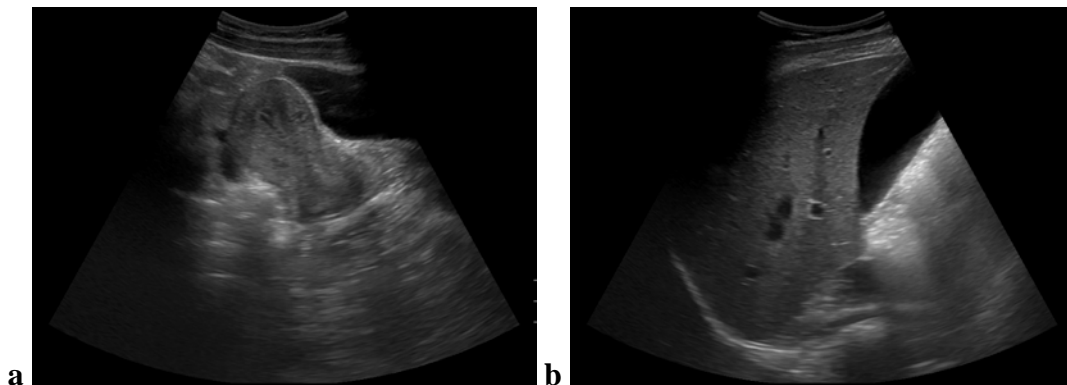


Figura 20 – Imagens ecográficas clínicas geradas pelo ecógrafo bem otimizado, a) ecografia pélvica; b) ecografia abdominal superior.

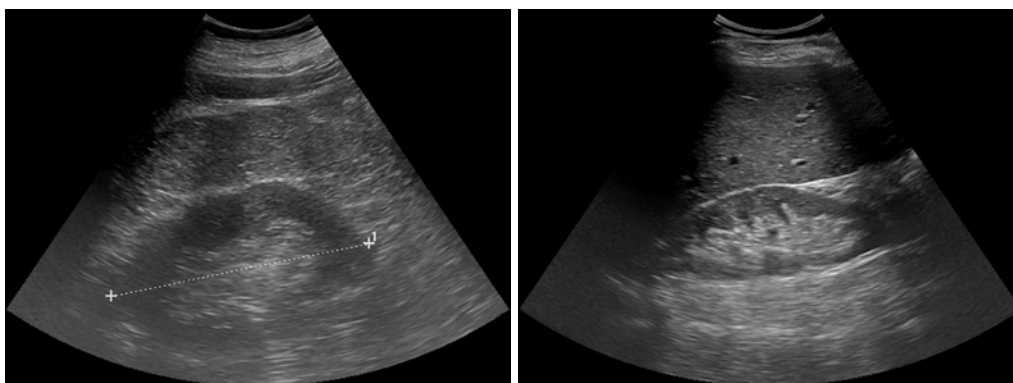


Figura 21 – Imagens ecográficas clínicas abdominais geradas pelo ecógrafo mal otimizado.

O processamento destas imagens, de forma geral, incluiu: a sua redução à zona de interesse, através da aplicação de uma máscara, com vista à sua simplificação, ao mesmo tempo que garantiu o anonimato do paciente; geração de imagens artificialmente contaminadas por ruído; aplicação das técnicas de filtragem abordadas anteriormente; avaliação da qualidade da imagem pela aplicação de métricas de qualidade bem como pela inspeção visual da mesma; seleção final das técnicas com melhor desempenho para sua aplicação às imagens clínicas recolhidas. Finalmente, seguiu-se a aplicação de métodos de segmentação com vista à seleção e extração de atributos para classificação

das regiões de interesse, incluindo medição da área, perímetro e centróide e permitindo o delineamento automático de estruturas que eram pouco perceptíveis devido à presença do ruído *speckle*.

A Figura 22 ilustra esquematicamente a metodologia adotada no desenvolvimento da componente prática deste trabalho.

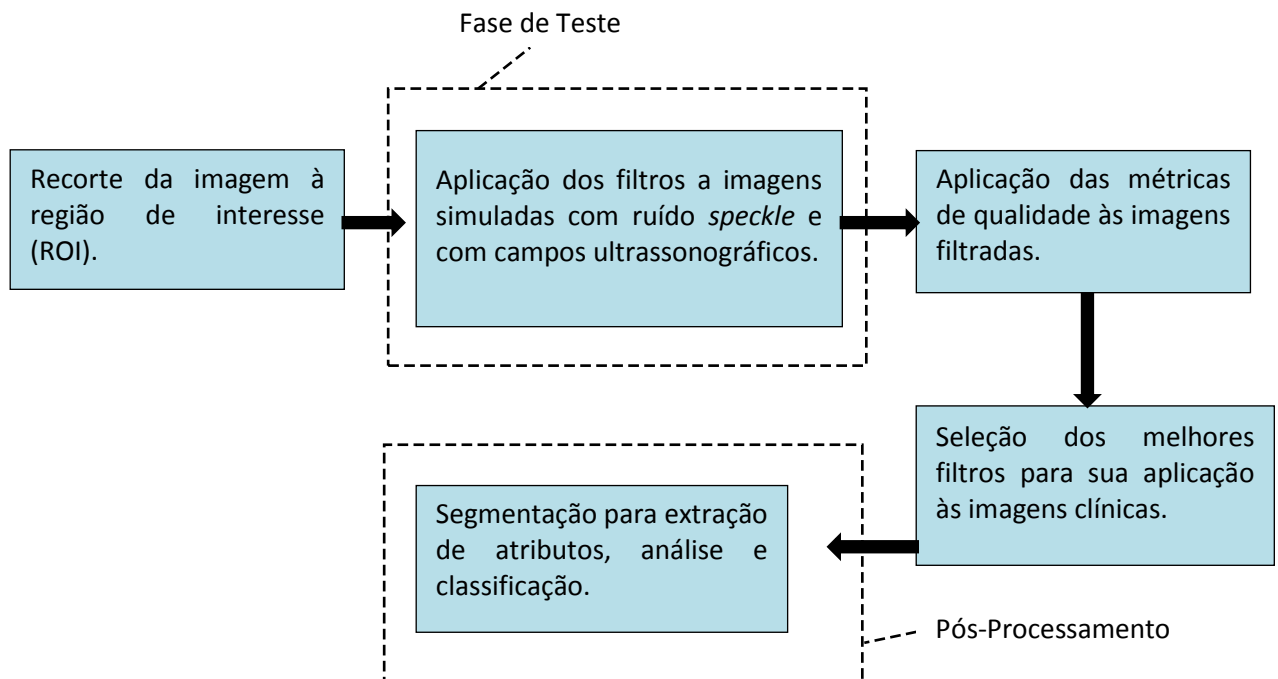


Figura 22 – Representação esquemática geral da abordagem metodológica seguida.

4.2. Geração da imagem artificial

Tendo em conta que as imagens clínicas possuem o típico ruído *speckle* a degradá-las, e a não existência da imagem livre de ruído para comparação, as métricas de qualidade não podem ser aplicadas para indicar a qualidade obtida na filtragem. Dessa forma, com vista a avaliar os filtros de remoção de ruído, tornou-se necessário gerar imagens corrompidas por ruído *speckle* bem como imagens com campos acústicos para se assemelhar, o mais possível, às imagens de ultrassons clínicas, a partir de imagens livres de ruído. Tendo-se a imagem original livre de ruído, considerada como imagem de referência, é possível aplicar as métricas de qualidade de modo a comparar quantitativamente a qualidade das diferentes técnicas de filtragem.

4.2.1 Imagem sintética de IRM

Foram adotadas duas abordagens com o intuito de gerar imagens com ruído *speckle* com distribuição e aspecto o mais semelhante possível às imagens clínicas. Uma delas recorre ao comando “*imnoise*” do Matlab[®], dando oportunidade de escolher o tipo de ruído “*speckle*” como parâmetro da função. O ruído gerado segue a equação, $g_{i,j} = f_{i,j} + n_{i,j}f_{i,j}$, com $g_{i,j}$ e $f_{i,j}$ a representar o ruído e a imagem original, respetivamente, e $n_{i,j}$ a representar o ruído aleatório distribuído uniformemente com média 0 e com valores de variância usados neste estudo, $\sigma_n^2 = 0.02$ e $\sigma_n^2 = 0.04$.

Outra forma de gerar ruído, é através do comando “*randn(n,m)*” do Matlab[®]. Neste caso, o ruído aleatório gerado é produzido através de uma matriz $n \times m$ de número aleatórios, seguindo uma distribuição normal com média 0 e desvio padrão 1. Neste trabalho adicionou-se um fator multiplicativo V com o intuito de gerar valores com desvios padrão $\sigma=14$ e $\sigma=20$, tendo em conta que adicionavam, de forma mais eficiente, o padrão granulado típico das imagens ecográficas.

4.2.2 Imagem simulada de ultrassons

Esta fase do trabalho teve como objetivo obter imagens, em condições o mais próximo possível das imagens clínicas. Com esse intuito foi usado o programa Field II [82], fornecendo um poderoso método numérico para calcular repostas impulsivas para várias geometrias de transdutores, assumindo-se desse modo uma ferramenta usualmente usada em simulação de imagem ultrassónica pulso-eco [8, 17, 72, 83, 64, 84].

O programa baseia-se na teoria de sistemas lineares para encontrar o campo de ultrassom para ambos os casos de onda pulsátil e contínua, tendo como ideia chave a resposta ao impulso espacial, encontrada pela reciprocidade acústica. A resposta total recebida no pulso-eco é obtida por convolução da função de excitação do transdutor com a resposta ao impulso espacial da abertura emissora e de receção, e, em seguida, tendo em conta a função de transferência eletromecânica do transdutor para produzir o sinal de tensão recebido [72].

A Figura 23 ilustra um exemplo de simulação com o software Field II em ambiente Matlab[®]. O histograma de uma zona homogênea da Figura 23c, mostra a aproximação à distribuição de Rayleigh, típico da presença de ruído *speckle*, como referido na revisão bibliográfica.

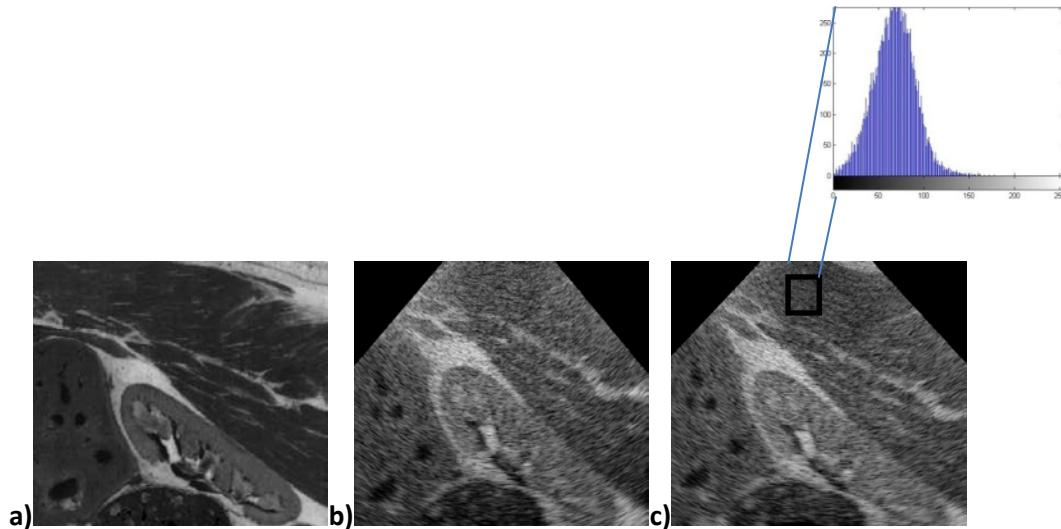


Figura 23 – Simulação com o programa Field II. a) Imagem original de Ressonância Magnética de corte transversal de um rim, b) Simulação com transdutor linear focado; c) Simulação com transdutor convexo.

4.3. Filtragem de ruído *speckle*

Os parâmetros ótimos escolhidos para os filtros usados foram escolhidos tendo como base a melhoria visual das imagens filtradas e assim o binómio Filtragem/Preservação de contornos. Os parâmetros utilizados com as diferentes técnicas, nas diferentes imagens, são apresentados no Apêndice B.

Terminada a fase de teste, foi possível selecionar, de entre os vários filtros, apenas cinco que mostraram melhor desempenho, com vista às suas aplicações nas imagens clínicas de ecografia obtidas no Hospital São Teotónio. Tendo em conta que o nível de suavização depende da aplicação desejada, na filtragem das imagens clínicas adotaram-se dois níveis de suavização. Um nível de menor grau com vista à preservação dos detalhes mais finos da imagem. O outro nível de suavização mais acentuado foi aplicado, com vista a etapas de segmentação, garantindo a extração de textura ou outras informações menos importantes, que são um desafio à segmentação.

4.4. Avaliação do desempenho das técnicas aplicadas

4.4.1. Análise quantitativa

O desempenho dos filtros aplicados na fase de teste com imagens simuladas foi avaliado por intermédio da aplicação das métricas de qualidade já abordadas na secção 3.4.

Para facilitar a interpretação dos valores, foi desenvolvida uma fórmula ponderada, com valores normalizados das métricas de qualidade usadas, com vista a atribuir diferentes pesos, de acordo com a sua importância neste trabalho.

Sendo o valor da métrica SNR indicativo da qualidade da filtragem aplicada, e tendo como principal objetivo este trabalho a eficiência na remoção de ruído *speckle*, assumiu-se que esta métrica teria um peso de 50% na fórmula ponderada. Da mesma forma, é importante manter a nitidez das estruturas presentes na imagem, daí o peso de 30% para a métrica FOM. Por último, pela sua menor importância, temos o melhoramento do contraste na imagem (CNR), assumindo um peso de 20% na fórmula desenvolvida.

$$\text{Fórmula Ponderada} = 0.5 * SNR_{normalizado} + 0.3 * FOM_{normalizado} + 0.2 * CNR_{normalizado}$$

Os valores normalizados são obtidos através da diferença entre o valor da métrica obtida na imagem filtrada e o seu valor original na imagem ruidosa, sendo posteriormente dividida pelo valor de referência na imagem com ruído.

4.4.2. Análise visual

Trata-se de uma metodologia não quantitativa com vista a avaliar o desempenho de um filtro, no qual é verificado o grau de preservação dos contornos, linhas, objetos pontuais ou outras estruturas presentes na imagem através da inspeção visual da nitidez e regularidade apresentada por estas. Para essa tarefa é de vital importância a análise da resolução axial da imagem, através do auxílio ao perfil de intensidades sobre uma linha de varredura na imagem que nos permita acompanhar todas transições de intensidades, com localização das estruturas e seus contornos.

CAPÍTULO 5

Resultados e Discussões

Neste capítulo são apresentados os resultados experimentais obtidos no processamento das imagens a partir das diferentes técnicas de filtragem descritas nos capítulos anteriores.

Na avaliação do desempenho dos filtros, adotaram-se os seguintes princípios:

- Um bom filtro deve estar associado a um valor superior da métrica SNR, sem que qualquer artefato seja visível na imagem, nomeadamente efeitos de esbatimento que contribuam na redução da acuidade visual.
- Na análise da resolução axial da imagem filtrada, através da extração do seu perfil de intensidades, deve ter-se em conta a preservação da localização das transições, o aumento da separabilidade das estruturas nela presentes e a preservação das transições associadas à informação estrutural da imagem. Transições de intensidade respeitantes a regiões homogêneas devem ser fortemente suavizadas, onde a presença do ruído é mais perceptível.

5.1. Resultados de avaliação da filtragem de imagens artificialmente contaminadas

5.1.1. Imagem simulada de Ressonância Magnética

As Figuras 24 e 25 e a Tabela 2 apresentam, respetivamente, os resultados visuais e valores das métricas de qualidade obtidos pela aplicação dos filtros na imagem IRM, contaminada com ruído *speckle* com variância $\sigma^2 = 0.02$. Os resultados respeitantes à imagem contaminada com ruído *random*, com fator multiplicativo de 14, podem ser comparados nas Figuras 26 e 27 e as respetivas métricas na Tabela 3. No Apêndice A, são apresentados os restantes resultados quantitativos para as imagens com ruído *speckle*, $\sigma^2 = 0.04$ e ruído *random* ($V=20$).

Através da análise dos resultados das métricas de qualidade das Tabelas 2 e 3, e pela inspeção visual das imagens filtradas, pode constatar-se que os filtros superaram os valores originais das métricas de qualidade respeitantes à imagem contaminada, e que cada um deles, de forma diferente, melhorou a percepção visual das estruturas presentes.

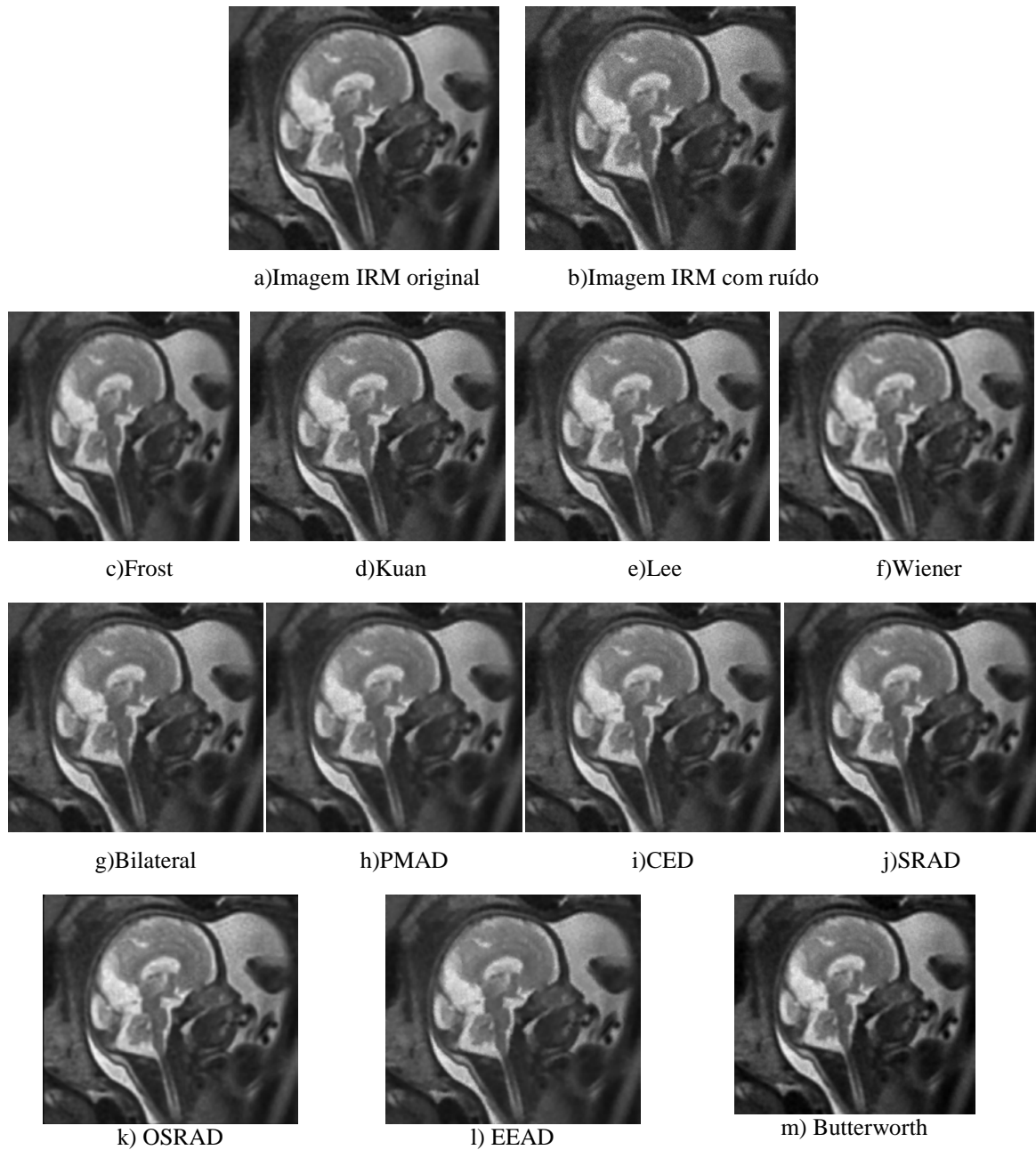


Figura 24 – Filtragem pelas técnicas lineares e de difusão anisotrópica da imagem de teste com ruído *speckle* $\sigma^2 = 0.02$.

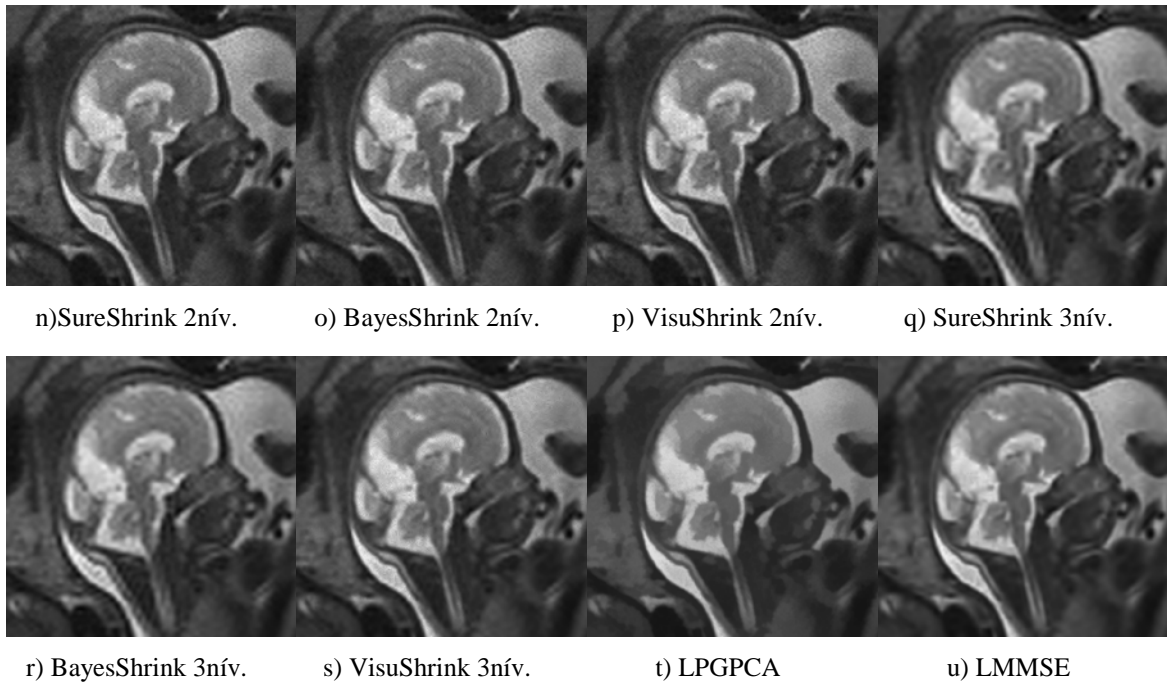
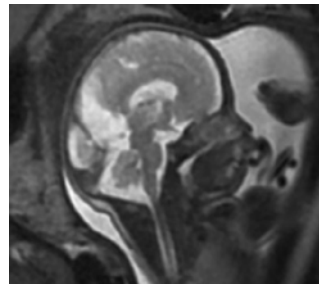


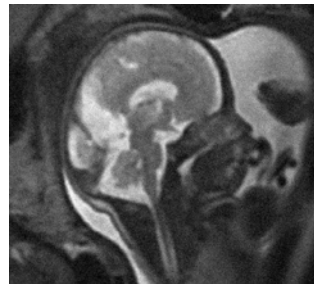
Figura 25 – Filtragem pelas técnicas de multi-escala da imagem de teste com ruído *speckle* $\sigma^2 = 0.02$.

Tabela 2 – Comparação das métricas de qualidade para as diferenças técnicas de filtragem na imagem com ruído *speckle* $\sigma^2 = 0.02$.

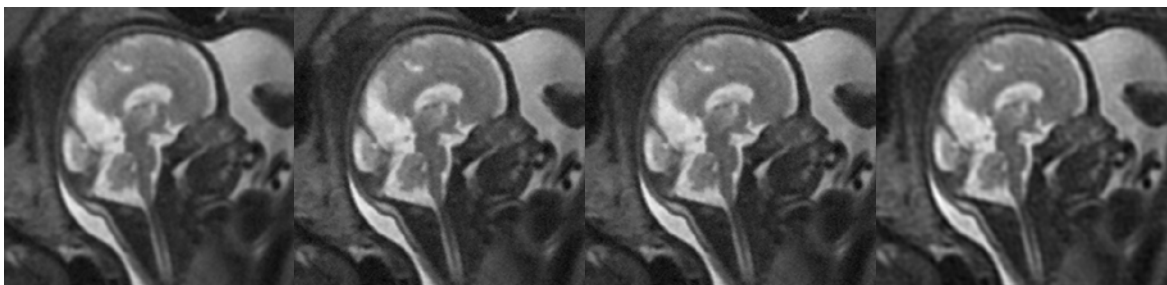
Filtro	RMSE	SNR	PSNR	CNR	FOM	Fórmula Ponderada
Ruido	0,0540	16,4368	25,3574	-----	0,1061	-----
Frost 7x7	0,0226	24,0090	32,9296	0,1260	0,8127	0,4993
Kuan 3x3	0,0167	26,6344	35,5550	0,0656	0,6298	0,5123
Lee 3x3	0,0165	26,7337	35,6543	0,0656	0,6309	0,5156
Wiener 3x3	0,0412	18,7842	27,7048	-0,0054	0,6664	0,2703
Bilateral 3x3	0,0199	25,0827	34,0033	0,0924	0,7463	0,5054
PMAD	0,0244	23,3430	32,2636	0,0631	0,4530	0,3586
CED	0,0187	25,6265	34,5471	0,0851	0,7676	0,5268
SRAD	0,0239	23,5263	32,4469	0,1083	0,4681	0,3777
OSRAD	0,0344	20,3495	29,2701	0,0047	0,4019	0,2405
EEAD	0,0240	23,4578	32,3784	0,0417	0,5585	0,3895
Butterworth	0,0390	19,2625	28,1831	0,0506	0,3365	0,1970
Sure 2 Níveis	0,0155	27,2964	36,2170	0,0222	0,7095	0,5476
Bayes 2 Níveis	0,0156	27,2155	36,1361	0,0394	0,7807	0,5700
Visu 2 Níveis	0,0179	26,0251	34,9457	0,0144	0,6921	0,5022
Sure 3 Níveis	0,0228	23,9030	32,8236	0,0305	0,6362	0,4241
Bayes 3 Níveis	0,0228	23,9197	32,8403	0,0206	0,6520	0,4273
Visu 3 Níveis	0,0166	26,6574	35,5780	0,0162	0,3908	0,4314
LPGPCA	0,0012	20,3913	29,3119	0,1508	0,7865	0,3864
LMMSE	0,0136	28,3882	37,3088	0,0476	0,8482	0,6275



a)Imagem IRM Original



b)Imagem IRM com ruído

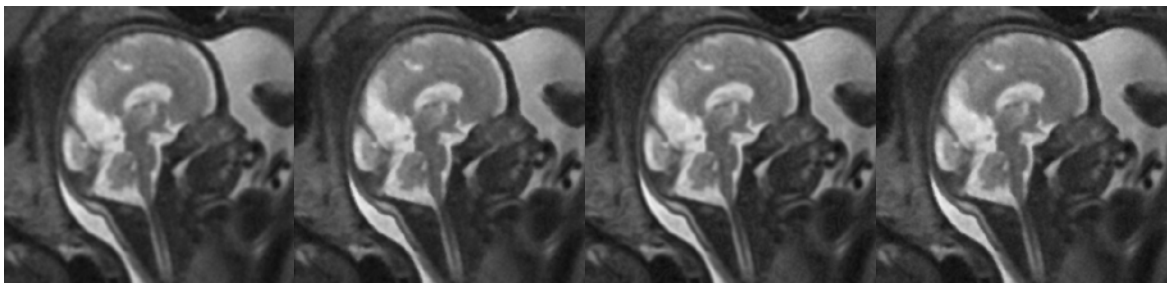


c)Frost

d)Kuan

e)Lee

f)Wiener

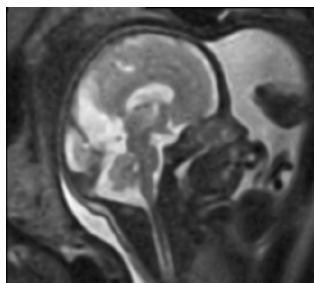


g)Bilateral

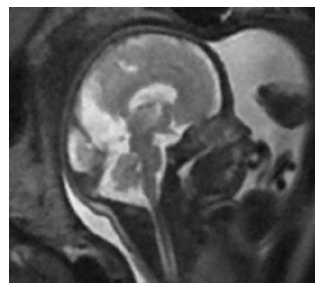
h)PMAD

i)CED

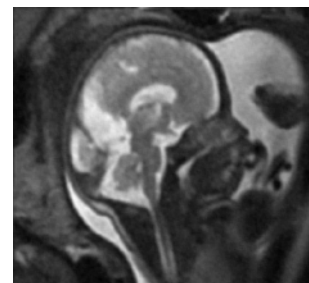
j)SRAD



k)OSRAD



l)EEAD



m)Butterworth

Figura 26 – Filtragem pelas técnicas lineares e de difusão anisotrópica da imagem de teste com ruído *random*, fator multiplicativo, $V= 14$.

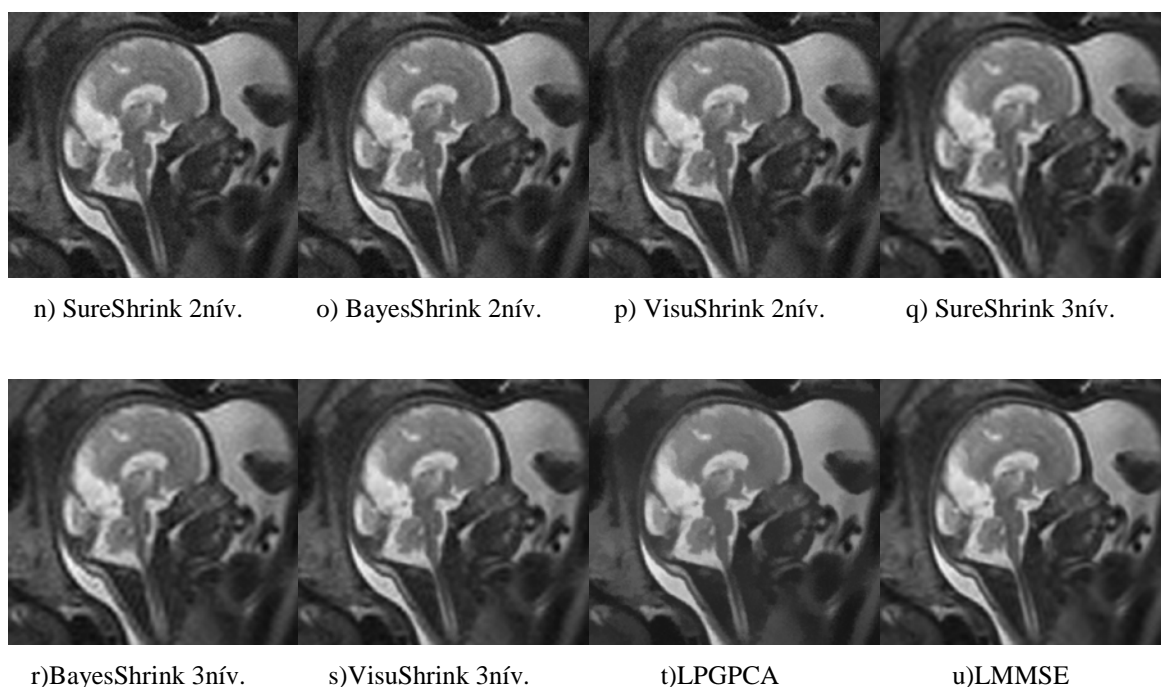


Figura 27 – Filtragem pelas técnicas de multi-escala da imagem de teste com ruído *random*, fator multiplicativo, $V=14$.

Tabela 3 – Comparação das métricas de qualidade para as diferenças técnicas de filtragem na imagem com ruído *random* $V=14$.

Filtro	RMSE	SNR	PSNR	CNR	FOM	Fórmula Ponderada
Ruído	0,0571	15,9528	24,8734	-----	0,0492	-----
Frost 7x7	0,0205	24,8365	33,7571	0,1164	0,8304	0,5508
Kuan 3x3	0,0245	23,3053	32,2259	0,0670	0,6971	0,4530
Lee 3x3	0,0246	23,2778	32,1984	0,0670	0,6742	0,4452
Wiener 3x3	0,0413	18,7601	27,6807	0,0266	0,7500	0,3183
Bilateral 3x3	0,0200	25,0617	33,9822	0,1423	0,7861	0,5498
PMAD	0,0230	23,8428	32,7634	0,0933	0,6929	0,4738
CED	0,0149	27,6064	36,5270	0,0959	0,7444	0,6077
SRAD	0,0175	26,2107	35,1313	0,1140	0,7277	0,5626
OSRAD	0,0331	20,6906	29,6111	0,0331	0,5161	0,3099
EEAD	0,0173	26,2983	35,2189	0,0602	0,4713	0,4777
Butterworth	0,0350	20,2044	29,1250	0,0667	0,4671	0,2867
Sure 2 Níveis	0,0155	27,2586	36,1792	0,0504	0,8300	0,6134
Bayes 2 Níveis	0,0156	27,1923	36,1129	0,0504	0,8210	0,6087
Visu 2 Níveis	0,0158	27,1082	36,0288	0,0496	0,8296	0,6084
Sure 3 Níveis	0,0227	23,9565	32,8771	0,0351	0,6844	0,4632
Bayes 3 Níveis	0,0227	23,9683	32,889	0,0358	0,6629	0,4573
Visu 3 Níveis	0,0155	27,2723	36,1928	0,0612	0,8581	0,6244
LPGPCA	0,0304	21,4322	30,3528	0,1425	0,8025	0,4410
LMMSE	0,0125	29,1081	38,0287	0,0643	0,8340	0,6754

Em geral, pode ser observado pelos resultados visuais dos filtros adaptativos, Figuras 24c-f e Figuras 26c-f, os seus bons desempenhos, constatando-se a introdução de artefatos na imagem filtrada com o filtro Wiener, refletido no baixo valor da fórmula ponderada, o que está de acordo com a literatura, na qual é assumido como sendo um filtro mais adequado para ruído aditivo. Ainda tendo em conta a abordagem adaptativa, o filtro Frost, demonstrou um processo de suavização mais forte, mas com ligeiro esbatimento dos contornos, apresentando os melhores valores das métricas CNR e FOM. Os resultados próximos na fórmula ponderada dos filtros Lee e Kuan estão de acordo com a sua semelhança na formulação matemática.

A abordagem não linear do filtro Bilateral permitiu obter, em geral, melhores resultados que os filtros lineares adaptativos, e até de alguns filtros de difusão anisotrópica.

Nas imagens filtradas com os filtros de difusão anisotrópica, Figuras 24h-l e Figuras 26h-l, é visível a tendência para os filtros CED e OSRAD criarem estruturas alongadas. Os seus resultados semelhantes vão de acordo com o tensor de estrutura semelhante que ambos gozam, no entanto, os resultados são mais favoráveis ao primeiro, superando os restantes filtros de difusão anisotrópica na análise quantitativa. Os resultados do filtro EEAD demonstram que permanece uma determinada quantidade de ruído próximo dos contornos. Nos filtros PMAD e SRAD, um determinado efeito picotado é visível nas zonas mais claras da imagem, o qual se reflete nos resultados das métricas.

Alguns artefatos podem ser confirmados nos resultados visuais dos filtros Butterworth, e das *wavelets shrinkage* com 3 níveis de decomposição. A utilização de 2 níveis de decomposição nas *wavelets shrinkage* é acompanhada por uma suavização fraca do ruído, permanecendo alguma textura, sendo que o seu bom resultado quantitativo na fórmula ponderada poderá dever-se pela forte suavização do ruído nas outras técnicas que conduziu a determinadas perdas na informação do sinal.

De forma geral, o método LPGPCA introduziu um padrão textural nas imagens, levando à perda dos seus detalhes e outras estruturas, tal é constatado nos resultados das Figuras 25t e 27t. Os pontos distribuídos dessa textura adicionada contribuíram para influenciar a avaliação da métrica CNR. O filtro de multi-escala LMMSE demonstrou um forte processo de suavização, sem rasto da permanência de ruído na imagem,

acompanhado pelo melhoramento do contraste, apresentando, desse modo, o melhor valor da fórmula ponderada em relação aos restantes filtros, e, conseqüentemente, a melhor avaliação qualitativa e quantitativa.

A explicação para as imagens filtradas com os filtros LMMSE e Frost apresentarem um ligeiro esbatimento e atingirem valores superiores na métrica FOM, poderá dever-se ao facto de que os filtros com fraca supressão de ruído, apesar de apresentarem contornos nítidos, a presença de ruído nessas regiões, afeta a avaliação desta métrica. O excelente desempenho do filtro LMMSE é confirmado através do perfil de intensidades das Figuras 28 e 29, no qual a posição da linha de varredura vertical pode ser vista na imagem no topo esquerdo.

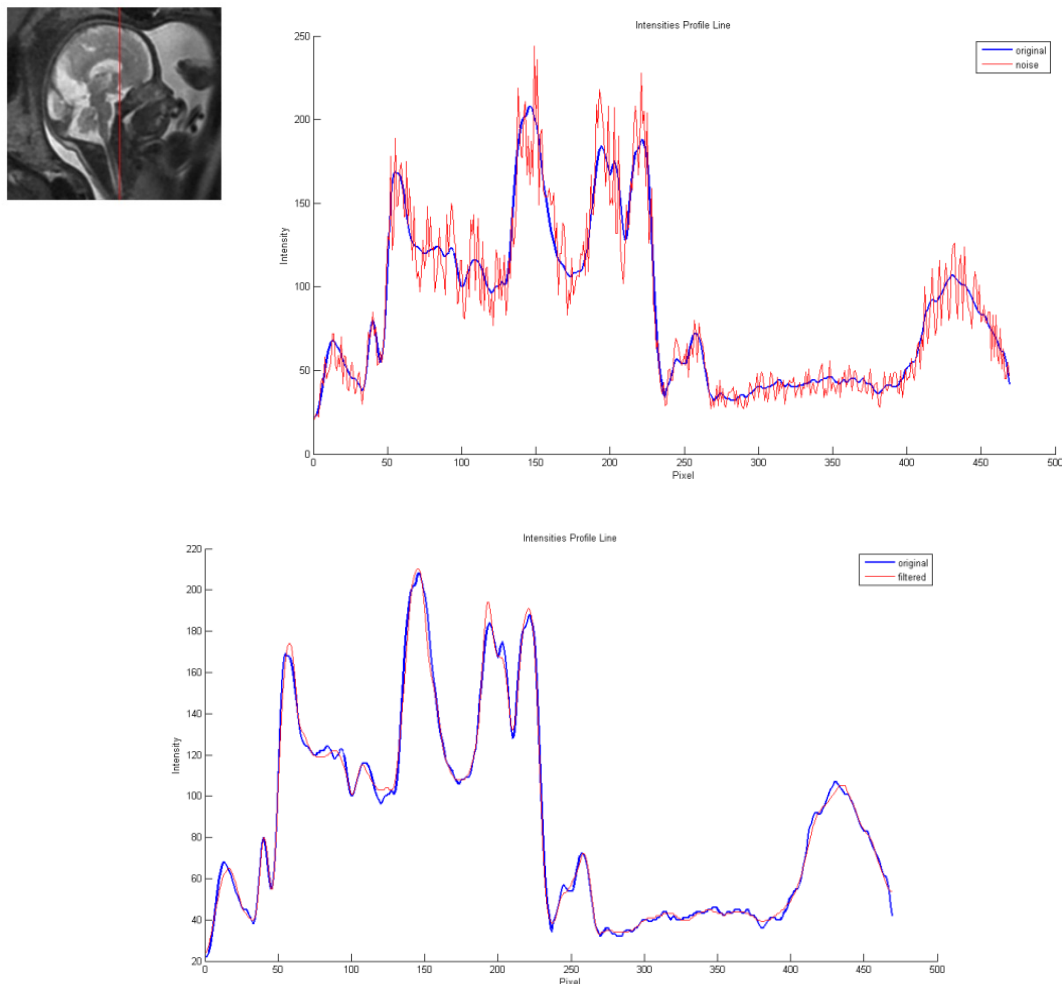


Figura 28 – Evolução do perfil de intensidades ao longo da linha de varredura na imagem resultante da aplicação do filtro LMMSE à imagem contaminada com ruído $speckle \sigma^2 = 0.02$.

Os resultados demonstram que a imagem filtrada aproxima-se da imagem original, preservando em geral a localidade dos contornos e das estruturas, com mínimas variações dentro de cada região, aliado à máxima supressão das regiões homogêneas.

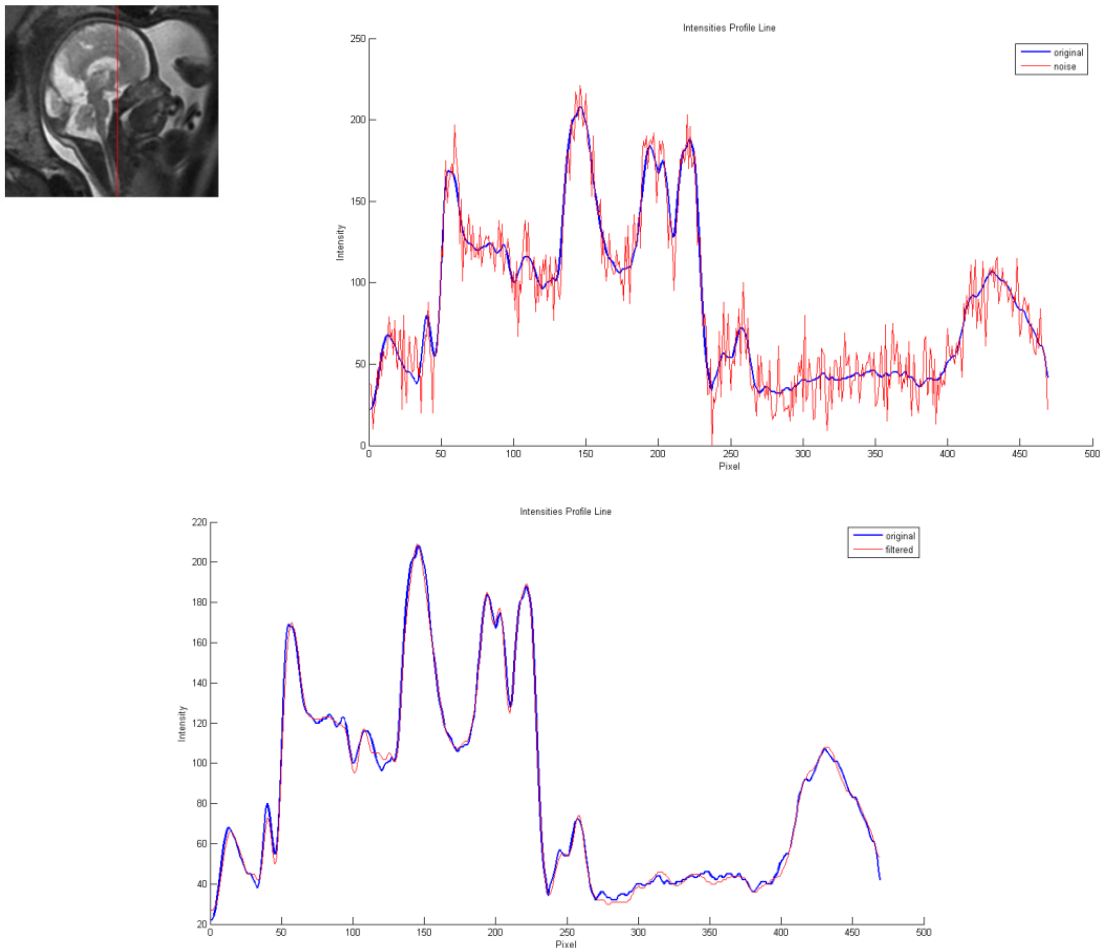


Figura 29 – Evolução do perfil de intensidades ao longo da linha de varredura, na imagem resultante da aplicação do filtro LMMSE à imagem contaminada com ruído $V=14$.

Pela análise dos valores das métricas nas diferentes tabelas e dos restantes resultados no Apêndice A, de forma geral, pode constatar-se que os filtros mantiveram o seu desempenho nas imagens corrompidas com ruídos de diferentes naturezas e variância. Para confirmar essa estabilidade, a próxima fase fez uso de uma imagem simulada de ultrassons que, pela sua natureza, torna o processo de filtragem mais complicado.

5.1.2. Imagem simulada de ultrassons

As diferentes técnicas foram avaliadas pela sua aplicação numa imagem simulada de ultrassons, demonstrada na Figura 30b. Para um melhor estudo da separabilidade dos objetos na imagem simulada, o perfil de intensidades da imagem original (a) e após simulação (b) é demonstrado na Figura 30, sendo a posição dada pela linha traçada verticalmente na Figura 30a.

É de constatar que a distorção das estruturas afeta a separabilidade das estruturas marcadas na Figura original 30a. Pode ser ainda observado a adição de transições não presentes na imagem original.

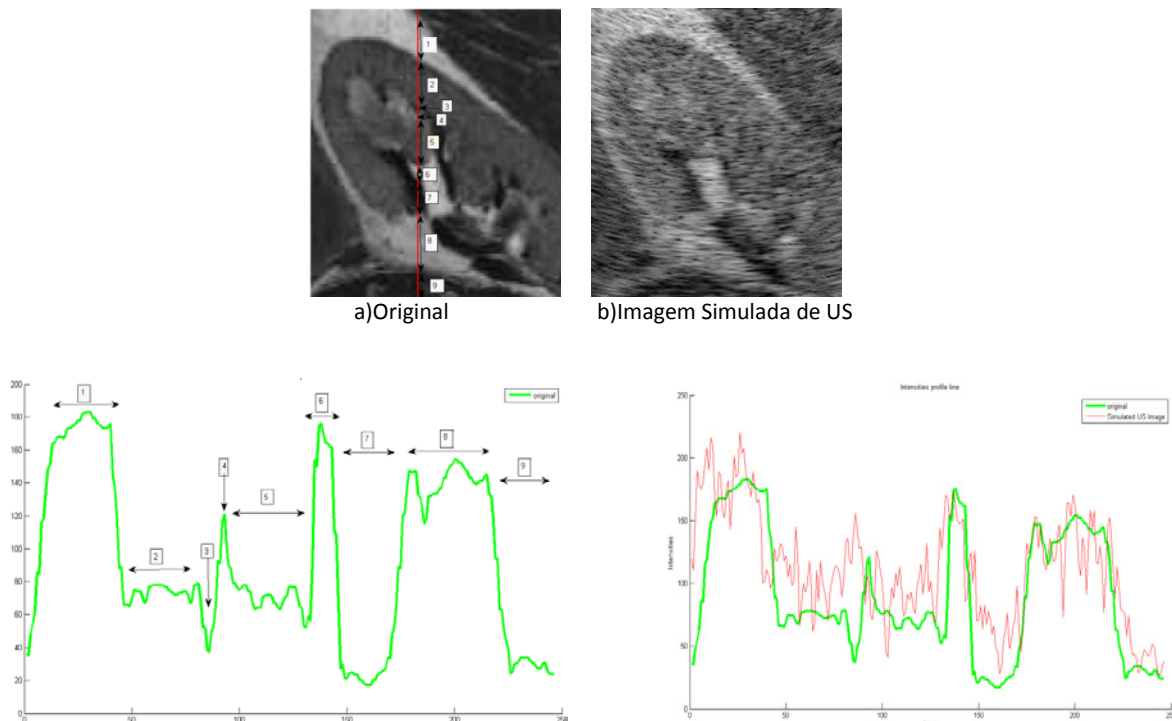


Figura 30 – Evolução do perfil de intensidades da imagem original (verde) e da imagem após simulação (vermelho).

Para estes experimentos, pela análise da Figura 31 e da Tabela 4, o filtro Bilateral superou os restantes filtros, assumindo o melhor valor na fórmula ponderada, significado de grande capacidade de suavização e preservação de detalhes neste tipo de imagens. Também é de destacar o sucesso dos filtros SRAD e LMMSE, os quais apresentaram resultados semelhantes na remoção da textura da imagem e na uniformização das cores. O perfil de intensidades da Figura 32 demonstra a eficácia da

suavização por estes filtros, com manutenção dos detalhes principais da imagem e da posição dos seus contornos.

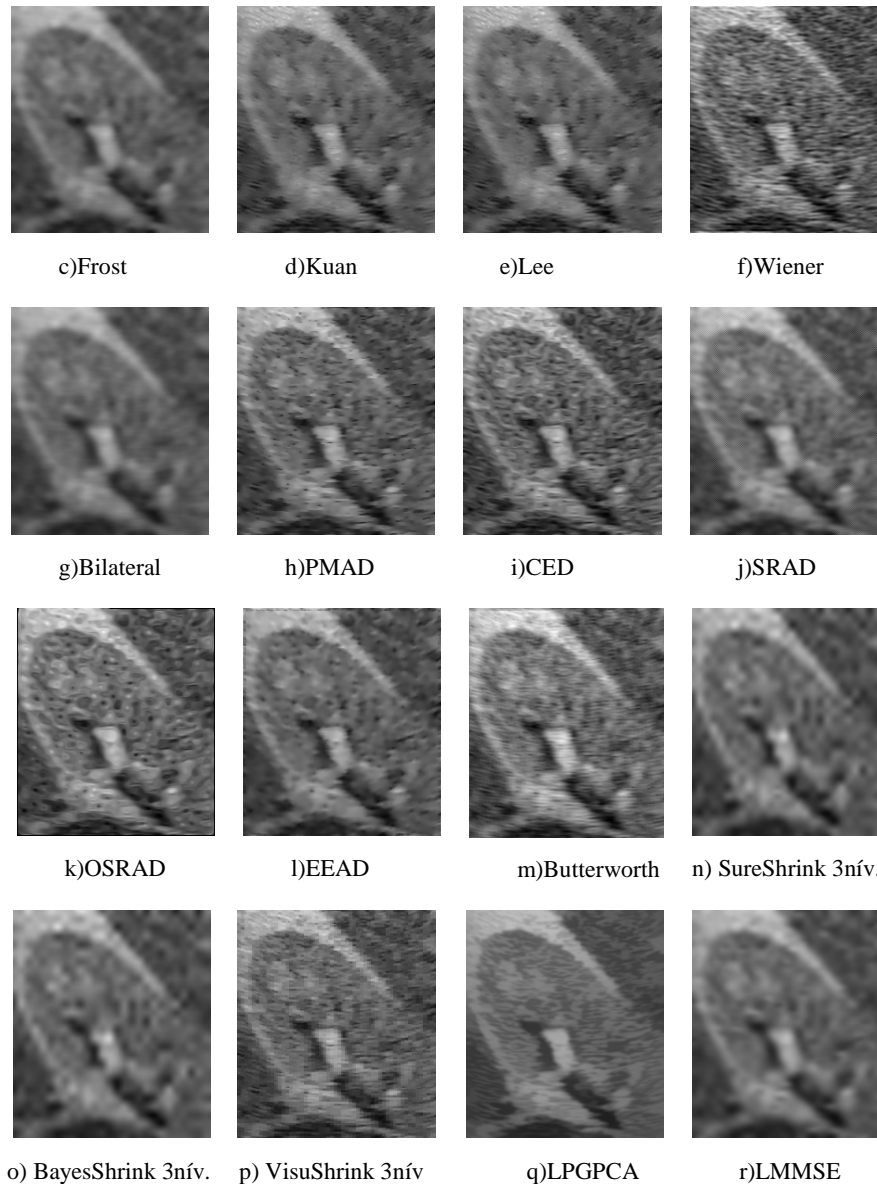


Figura 31 – Filtragem pelas diferentes técnicas da imagem simulada de US.

O filtro OSRAD apresentou melhores resultados quantitativos relativamente aos testes anteriores. As técnicas Sure e BayesShrink foram capazes de reduzir o ruído mas com perda de grande parte dos detalhes da imagem, como resultado tem-se uma imagem excessivamente esbatida. Nas técnicas VisuShrink, CED, Kuan e Lee, alguns artefatos são visíveis na imagem, bem como a textura introduzida pelo método LPGPCA,

conduzindo a uma imagem com aspeto artificial. É de constatar a fraca suavização dos métodos EEAD, Butterworth e Wiener para este tipo de imagens. Do resultado da imagem filtrada com o filtro PMAD, pode-se inferir que alguma componente de ruído na forma de pontos negros continua a permanecer na imagem.

Tabela 4 – Comparação das métricas de qualidade para os diferentes filtros aplicados na imagem de US.

Filtro	RMSE	SNR	PSNR	CNR	FOM	Fórmula Ponderada
Original	0,1591	8,1939	15,9678	-----	0,1912	-----
Frost 11x11	0,1528	8,5413	16,3152	0,3315	0,4503	0,2226
Kuan 9x9	0,1388	9,3786	17,1525	0,0048	0,3422	0,1759
Lee 9x9	0,1396	9,3257	17,0996	-0,0242	0,3457	0,1679
Wiener 3x3	0,1512	8,6324	16,4063	-0,0564	0,1961	0,0743
Bilateral 3x3	0,1376	9,4508	17,2247	0,4277	0,5513	0,3276
PMAD	0,1530	8,5347	16,3086	0,1563	0,4032	0,1730
CED	0,1539	8,4801	16,2540	0,0733	0,3474	0,1363
SRAD	0,1404	9,2760	17,0499	0,2582	0,1558	0,1644
OSRAD	0,1521	8,5850	16,3589	0,0073	0,0454	0,0389
EEAD	0,1488	8,7751	16,5491	0,1673	0,2058	0,1307
Butterworth	0,1544	8,4504	16,2244	0,2319	0,2824	0,1468
Sure 3níveis	0,1387	9,3870	17,1609	0,1465	0,4272	0,2303
Bayes 3níveis	0,1391	9,3610	17,1350	0,1321	0,4431	0,2306
Visu 3 níveis	0,1441	9,0510	16,8250	0,1537	0,3564	0,1900
LPGPCA	0,1492	8,7526	16,5266	0,8400	0,3635	0,3112
LMMSE	0,1445	9,0259	16,7998	0,3222	0,5501	0,2802

Estes resultados foram usados para selecionar os filtros que melhor se adaptariam às imagens clínicas. Sendo assim, as abordagens *Shrinkage* foram descartadas por não demonstrar capacidade de suavização, ou quando o fazem, é de maneira muito acentuada, com eliminação dos detalhes da imagem e com a introdução de alguns artefatos. Sendo assim, o método LMMSE foi a única abordagem multi-escala

usada no processo final. Como filtragem adaptativa, pelos resultados apresentados, foi escolhido o filtro Kuan, pelo facto do filtro Frost ter tendência para o esbatimento da imagem. As técnicas de difusão anisotrópica seleccionadas foram os filtros SRAD e OSRAD.

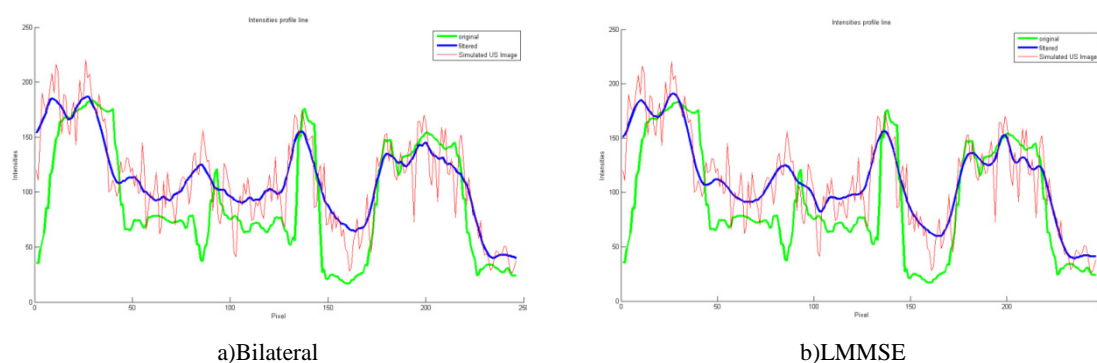


Figura 32 – Evolução do perfil de intensidades da imagem original (linha verde), da imagem após simulação (linha vermelha) e da imagem filtrada (linha azul).

Durante a implementação do método OSRAD deparou-se com a sua sensibilidade a pequenas variações na seleção manual da ROI, para a qual o método necessita fazer a estimação do ruído presente na imagem. A qualidade das imagens de teste, aliada ao padrão destas, poderão não ser propícias ao seu bom desempenho, pois como se viu na fase de teste anterior, os bons resultados visuais não eram acompanhados por bons valores nas métricas de qualidade. Ainda a referir, o facto deste método exigir o manuseamento da imagem em três programas diferentes para se conseguir visualizar o resultado da suavização, com sucessivos processos de compressão da imagem.

5.2. Resultados de avaliação da filtragem das imagens clínicas de ecografia

Nesta seção, a eficiência dos filtros propostos é verificada pela sua aplicação em quatro diferentes imagens clínicas ecográficas abdominais de fígado e rim, obtidas pelo ecógrafo mal otimizado.

Como referido anteriormente, os resultados serão demonstrados de acordo com o nível de suavização aplicado.

Uma reflexão geral sobre os resultados visuais apresentados conduz à conclusão de que o filtro OSRAD superou o desempenho dos restantes filtros. Isso é refletido pelo facto das imagens filtradas com este filtro, demonstrarem um efeito visual mais agradável, funcionando mesmo como um detetor de características, preservando as características que se destacam com maior evidência na imagem ruidosa e eliminando quaisquer outras que são assumidas como ruído. A inspeção visual dos resultados demonstra que a aplicação deste filtro permitiu preservar o conteúdo textural com relevância diagnóstica, melhorando as estruturas de baixo contraste, as quais eram de difícil perceção pela presença do ruído *speckle* ao seu redor, e, por isso, introduziu informação diagnóstica complementar.

Pela análise das imagens filtradas com os restantes filtros seleccionados na fase de teste, fica evidente que estes removeram eficazmente o padrão do ruído *speckle*, com preservação dos principais detalhes estruturais. Quando se exigiu mais do seu desempenho pela aplicação de um nível de suavização mais acentuado, de um modo geral, responderam com sucesso, demonstrando potencial para aplicações em técnicas de segmentação automática.

A Figura 33 representa uma ecografia da anatomia do fígado.

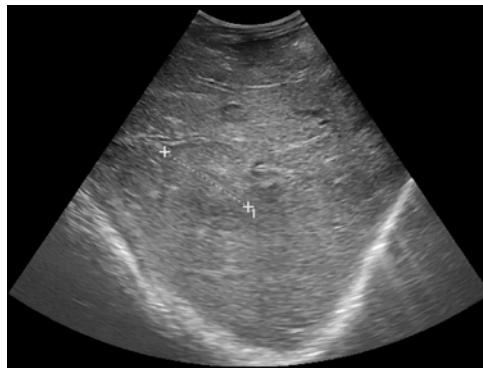


Figura 33 – Original Eco1.

Da análise dos resultados apresentados nas Figuras 34 e 35, constata-se o melhoramento da perceção visual do nódulo medido, o qual se apresentava originalmente pouco nítido devido à presença do ruído *speckle*.

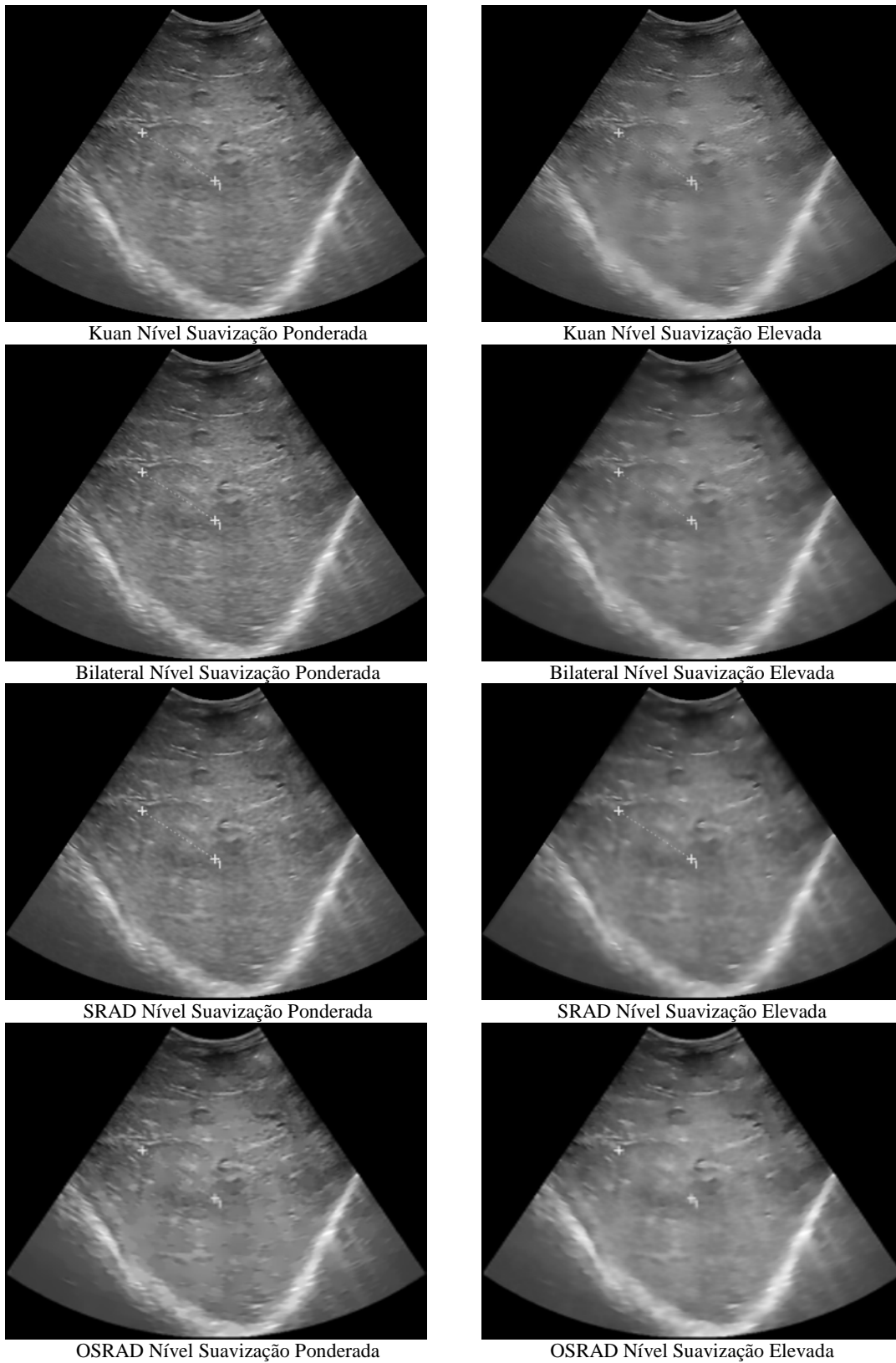


Figura 34 – Resultados da filtragem com as diferentes técnicas da ecografia abdominal Eco1 contendo a medição do nódulo pelo médico.

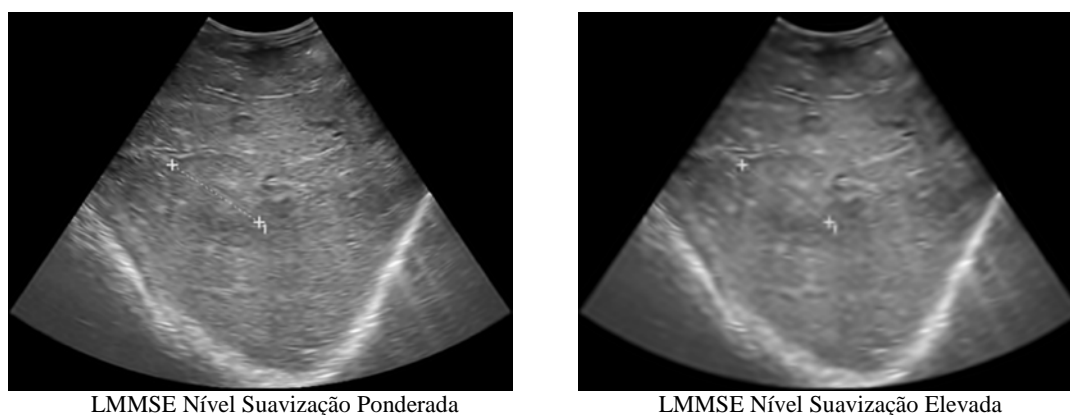


Figura 35 – Resultados da filtragem com a técnica LMMSE da ecografia abdominal Eco1 contendo a medição do nódulo pelo médico.

Pode ser confirmada a alta sensibilidade dos filtros aplicados para a marcação feita pelo médico na imagem original, pois não a distorcem quando aplicado o nível de suavização mais ponderado, assumindo-a como um detalhe da imagem a preservar, tendo procedido à suavização das regiões homogêneas, assumidas como ruído.

Pela Figura 36, observa-se a melhoria ao nível da percepção visual da imagem filtrada com o filtro OSRAD.

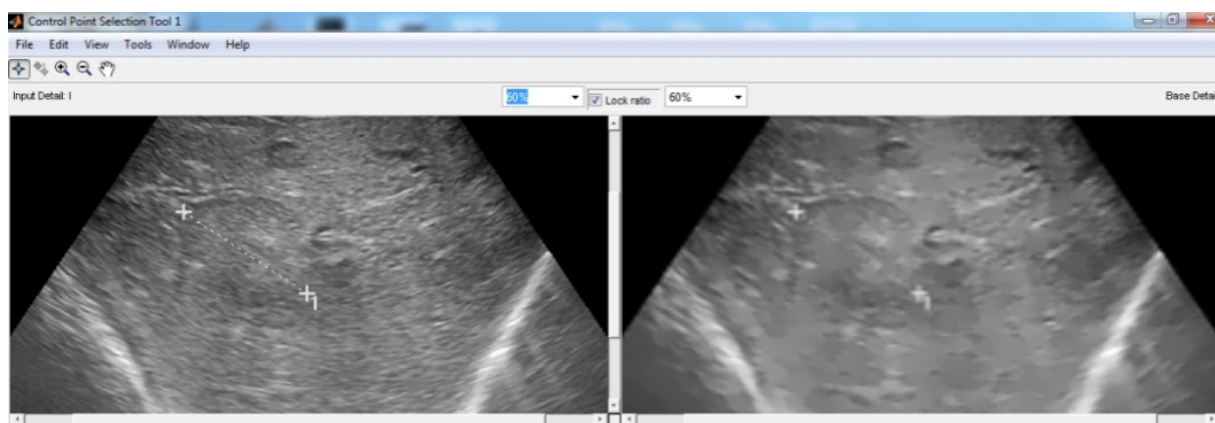


Figura 36 – Imagem original e a imagem resultante da aplicação do filtro OSRAD, respetivamente.

A Figura 37 apresenta o resultado da segmentação da imagem filtrada com este filtro, cuja análise permite inferir da delineação correta do nódulo, e, desse modo, confirmar a boa prestação deste filtro na suavização e na preservação dos contornos da imagem.

A Figura 38 representa uma imagem ecográfica com visualização do fígado e rim. Os resultados das Figuras 39-41 demonstram que, em geral, os filtros apresentaram alta suavização das regiões homogêneas, contornos realçados e nítidos, contribuindo ainda para o melhoramento de discontinuidades presentes na imagem e de regiões de baixo contraste, com preservação de detalhes finos da imagem.



Figura 37 – Resultado da segmentação com o método *level set* (DRLSE) [85] aplicado na imagem filtrada com o filtro OSRAD.

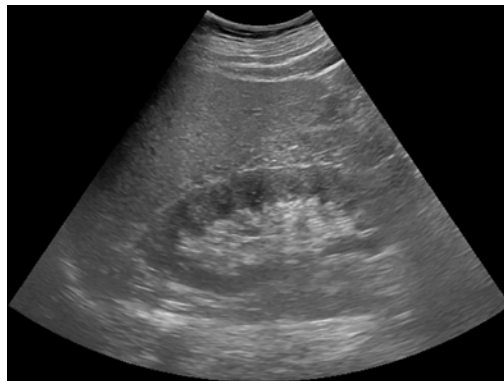
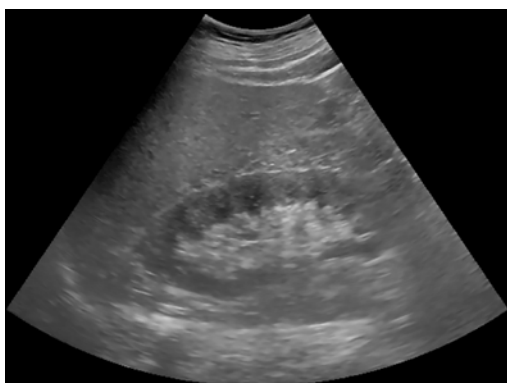
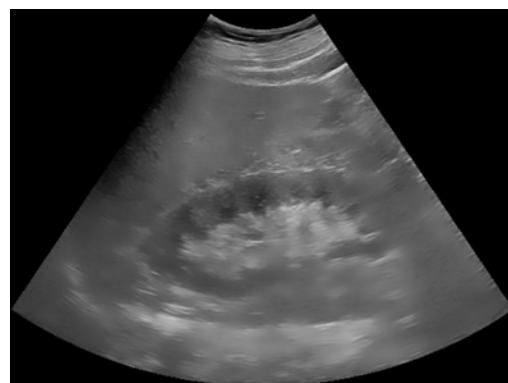


Figura 38 – Original Eco2.



Kuan Nível Suavização Ponderada



Kuan Nível Suavização Elevada

Figura 39 – Resultados da filtragem com a técnica Kuan da ecografia abdominal Eco2, com visualização da anatomia do fígado e rim.

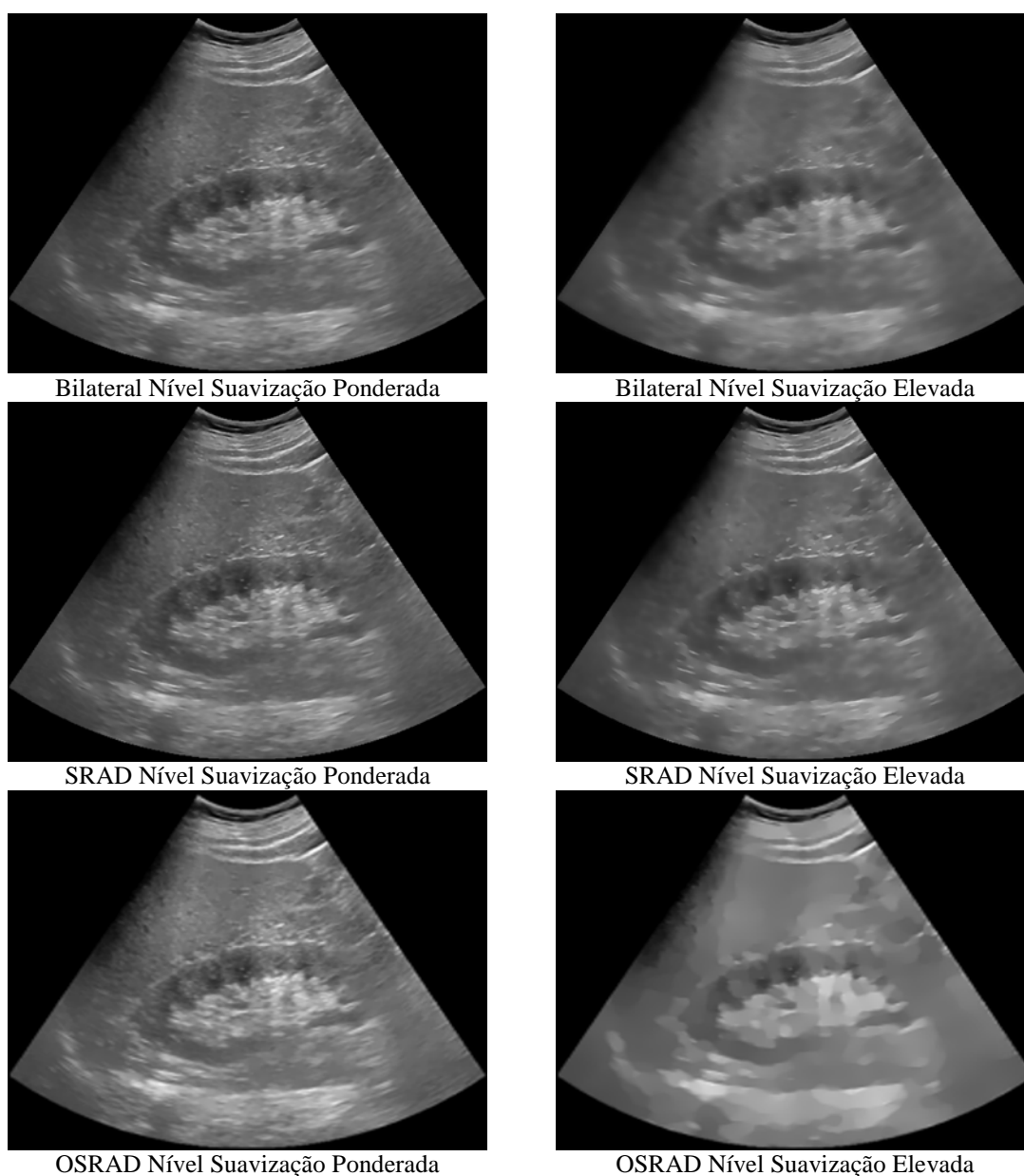
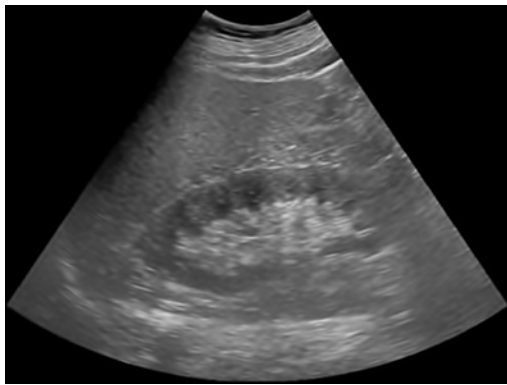
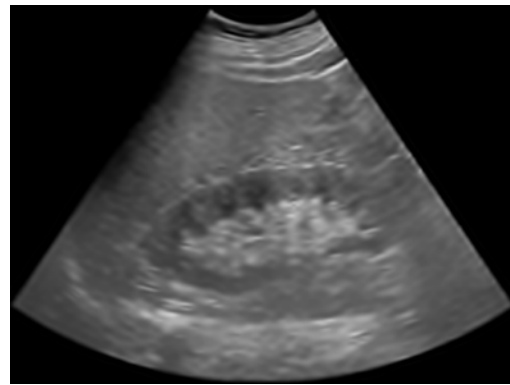


Figura 40 – Resultados da filtragem com as diferentes técnicas da ecografia abdominal Eco2, com visualização da anatomia do fígado e rim.

Os filtros SRAD e OSRAD apresentaram imagens com melhor acuidade visual, onde é possível constatar do melhoramento do contraste e da distinção do sulco presente no fígado assinalado na Figura 42, que estaria mascarado pelo ruído.



LMMSE Nível Suavização Ponderada



LMMSE Nível Suavização Elevada

Figura 41 - Resultados da filtragem com a técnica LMMSE da ecografia abdominal Eco2.

O resultado da segmentação na Figura 43, demonstra que o filtro OSRAD conseguiu manter os detalhes sensíveis de pequenas regiões da imagem. Como tal, as imagens filtradas por este filtro podem ser usadas para outras tarefas de segmentação, tais como na extração e classificação de atributos da imagem.

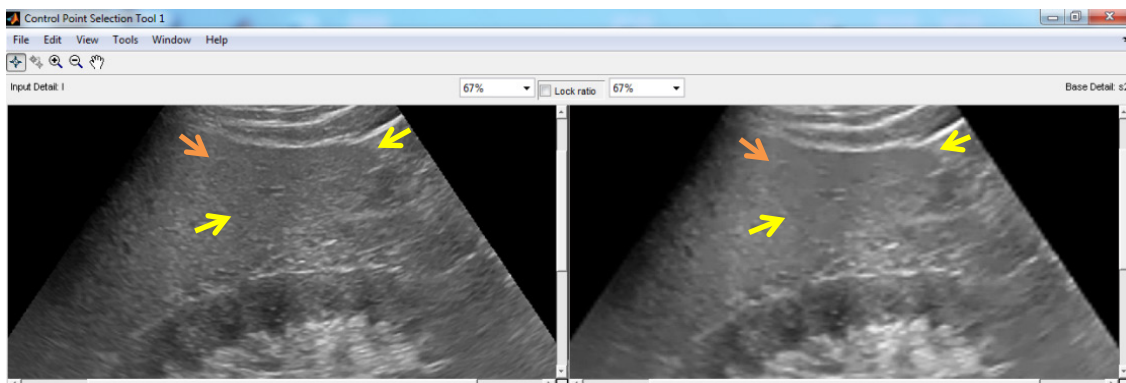


Figura 42 – Imagem original do lado esquerdo e a imagem filtrada com o filtro OSRAD do lado direito. As setas laranjas demonstram que a estrutura assinalada na imagem original passava quase despercebida, após filtragem a sua perceção tornou-se mais facilitada. As setas amarelas servem para inferir da melhoria ao nível do delineamento do sulco hepático.

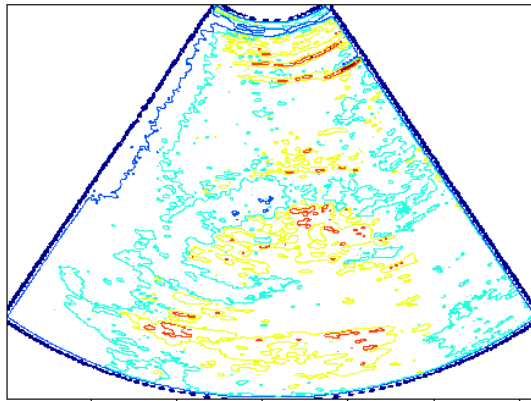


Figura 43 – Resultado da segmentação com método *level set* [86] da imagem filtrada com o filtro OSRAD, visualizando-se a preservação de pequenos detalhes da imagem.

Na Figura 44 (original Eco3), o principal objetivo era fazer uso de uma suavização forte, pela falta de detalhes com informação diagnóstica relevante.

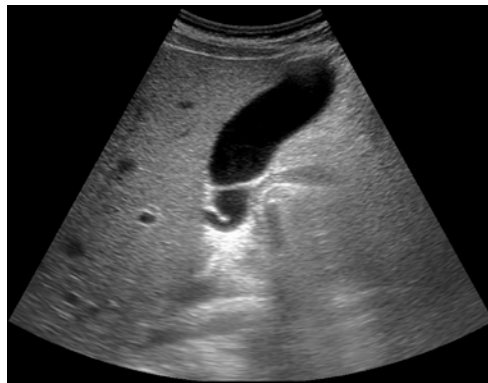


Figura 44 – Original Eco3.

As imagens filtradas das Figuras 45 e 46 demonstram que o ruído *speckle* na região da vesícula foi removido e os seus contornos tornaram-se mais distintos da área envolvente, tornando possível a correta segmentação desta estrutura nas Figuras 47 e 48 e a extração dos seus atributos na Tabela 5.

Para mostrar mais claramente a diferença do desempenho das várias técnicas com uso do nível de suavização mais acentuado, é apresentado na Figura 49 e 50 o perfil de intensidades ao longo da coluna 527 da imagem original e das imagens resultantes da filtragem, respectivamente, com dimensões 1202×933 pixels.

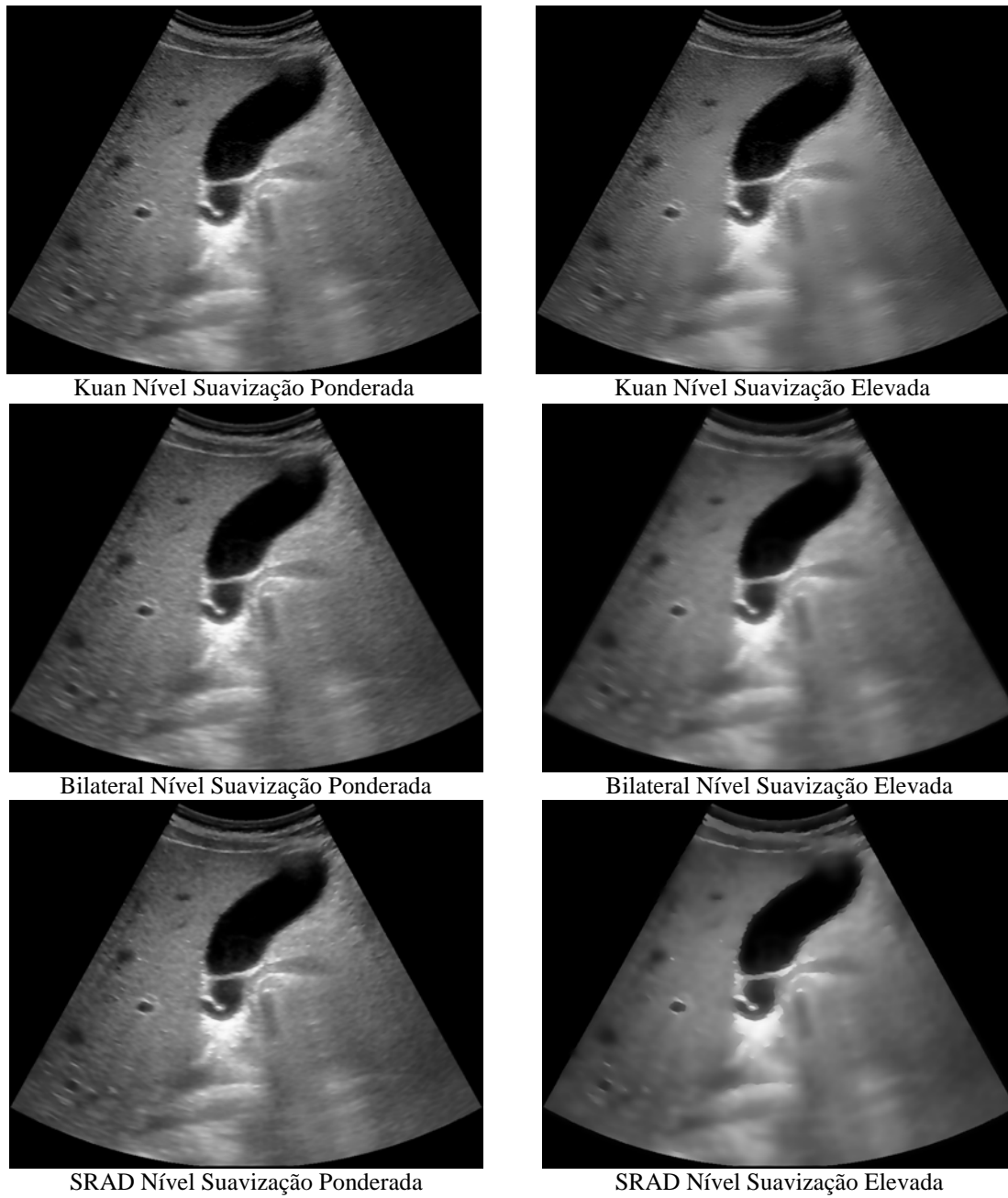


Figura 45 – Resultados da filtragem com as diferentes técnicas da ecografia abdominal Eco3, com visualização em corte transversal da anatomia do fígado e vesícula biliar.

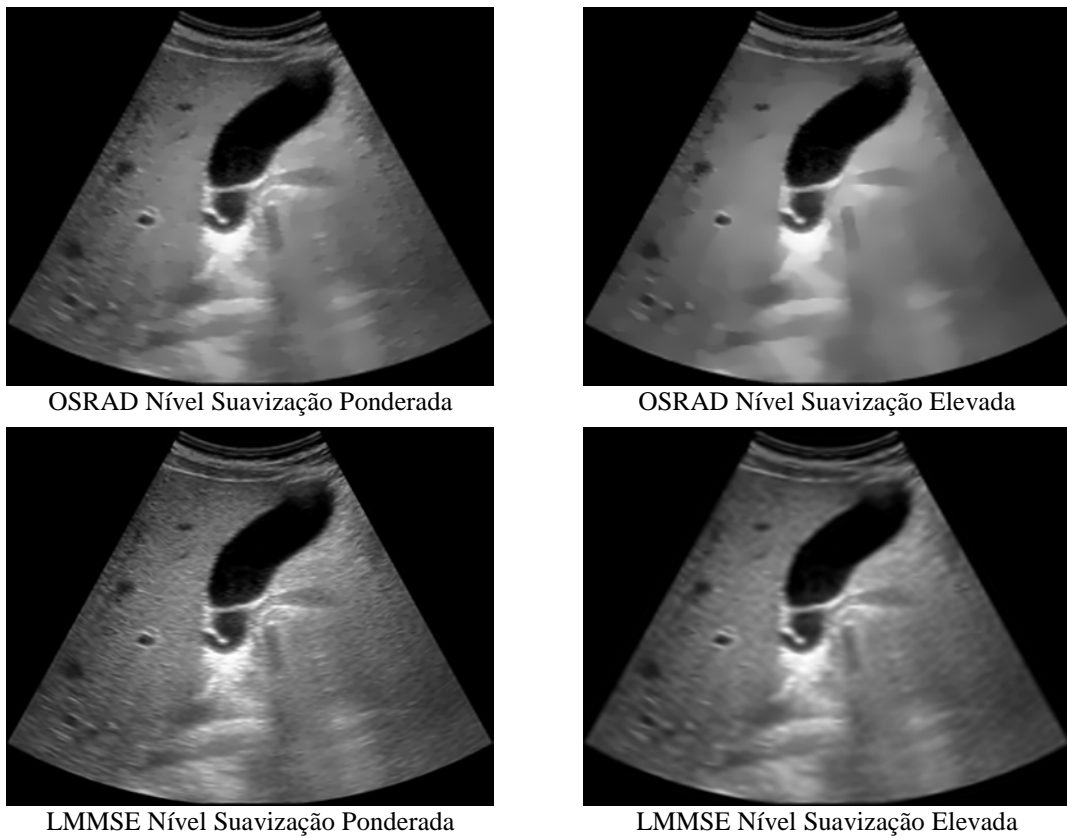


Figura 46 – Resultados da filtragem com as técnicas OSRAD e LMMSE da ecografia abdominal Eco3.

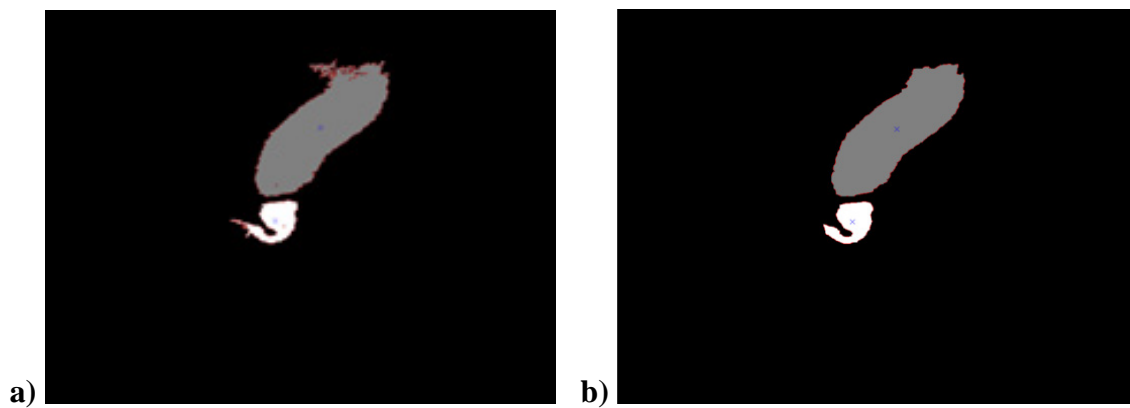


Figura 47 – Resultado da segmentação da vesícula biliar com a técnica *Region Growing*. a) segmentação da imagem original; b) segmentação da imagem filtrada com o filtro OSRAD.

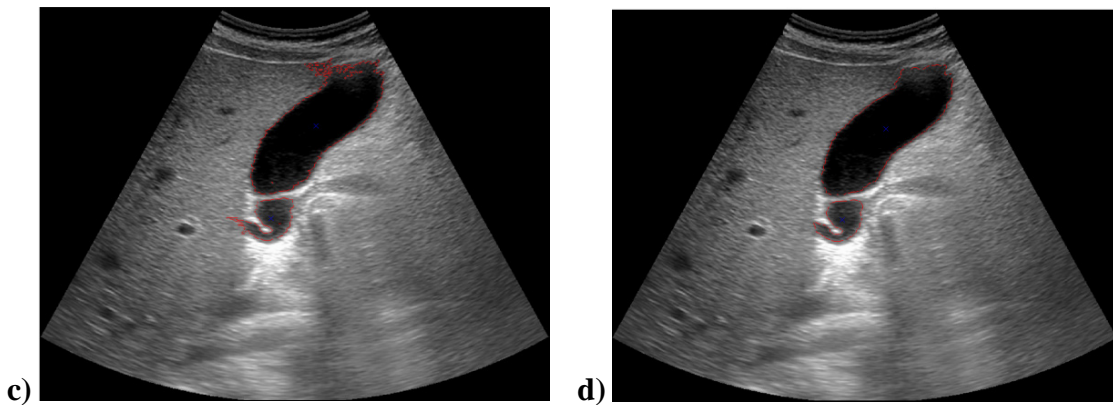


Figura 48 – Sobreposição dos contornos das estruturas segmentadas na Figura 47 na imagem original.

Tabela 5 – Atributos extraídos das regiões segmentadas na Figura 47b.

Região	Área (<i>pixels</i>)	Perímetro (<i>pixels</i>)	Centróide (<i>pixels</i>)
Cinza	46328	1144	(650,283)
Branca	6922	503	(547,498)

Pela análise da resolução axial das imagens filtradas da Figura 50 pode ser visualizado que, em geral, os filtros suprimiram eficazmente o ruído *speckle* nas áreas homogêneas indicadas na Figura 49, preservando a localização dos contornos e dos principais detalhes da imagem. Pode ser referido que o filtro OSRAD apresentou maior suavidade nas transições respeitantes a ruído. Pode também constatar-se que o filtro Kuan apresentou o pior resultado de supressão em comparação com os restantes filtros.

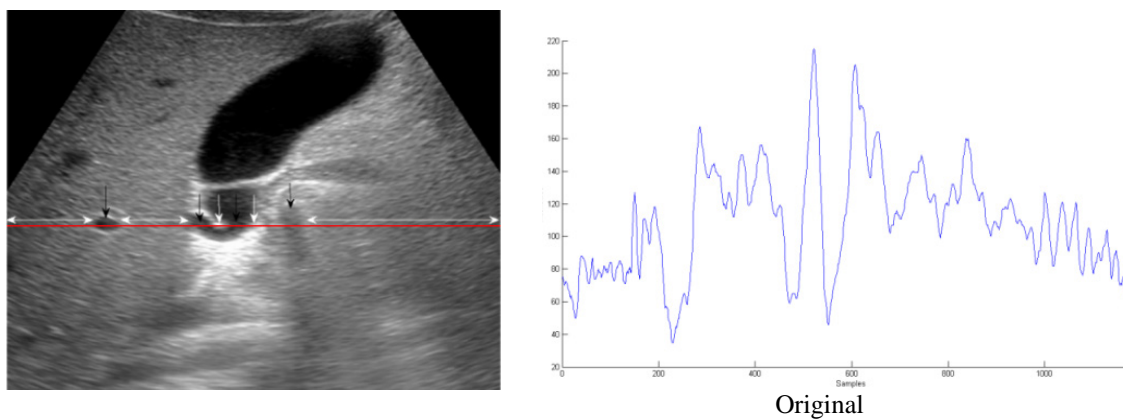


Figura 49 – Evolução dos perfis de intensidades na imagem original Eco3.

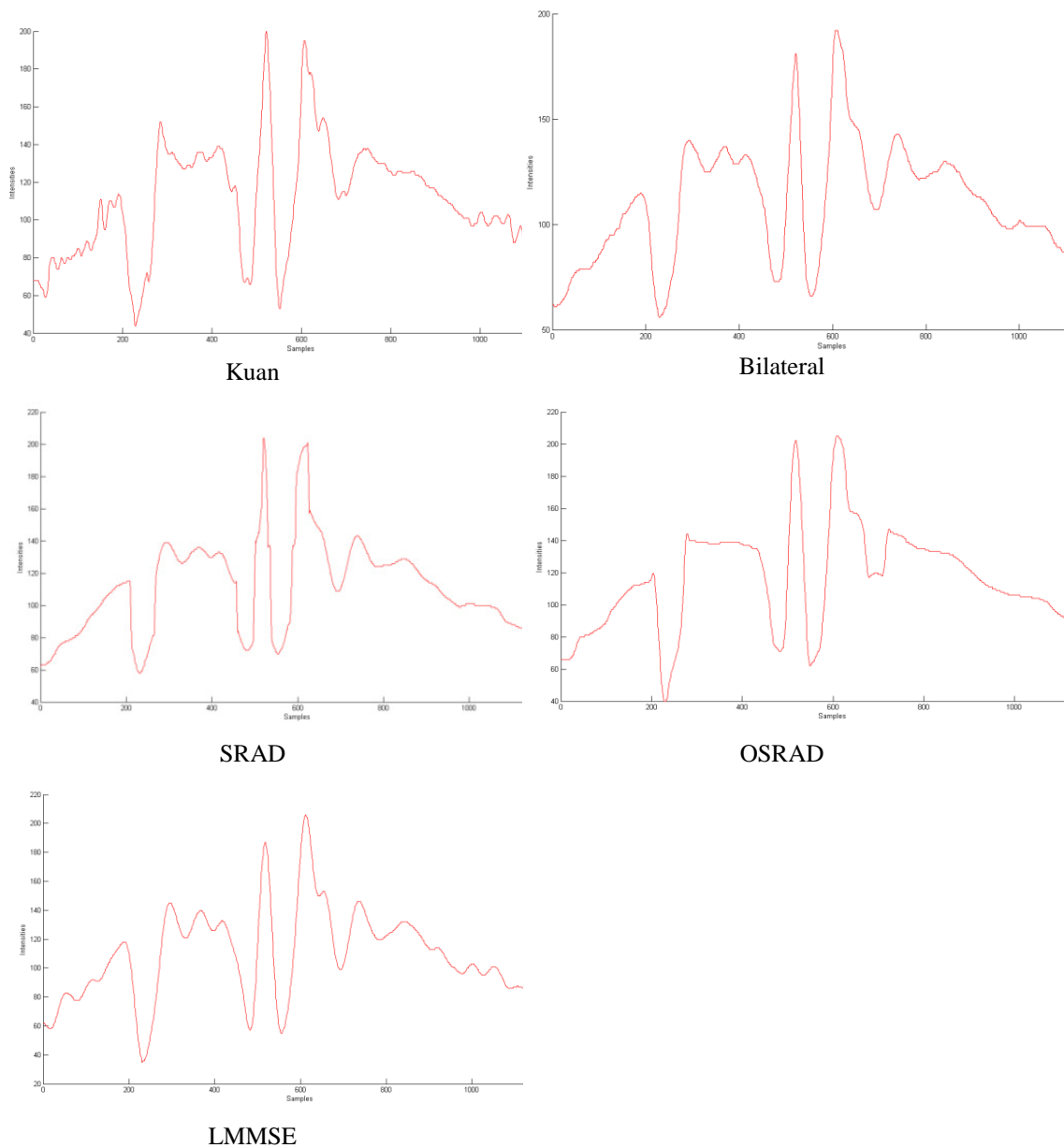
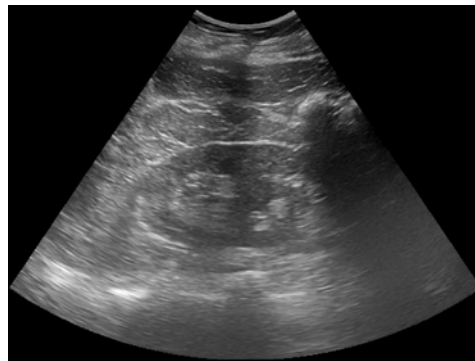
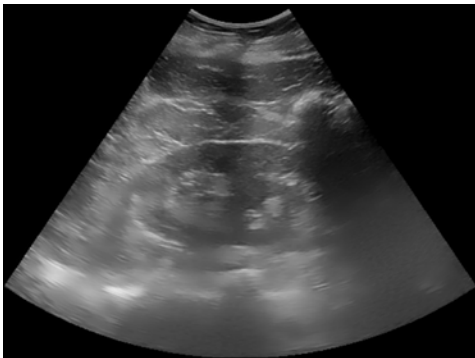


Figura 50 – Evolução dos perfis de intensidades da imagem Eco3 filtrada com diferentes técnicas.

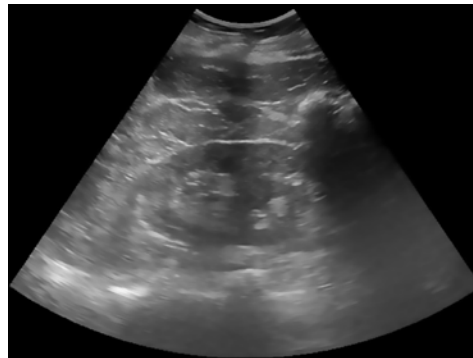
Na Figura 51 (original Eco4) aparece severo ruído *speckle*, tornando muitas regiões não homogêneas. Após a filtragem, as regiões dentro da gordura, fígado e rim foram significativamente melhoradas, permanecendo a textura tecidual característica desses tecidos.



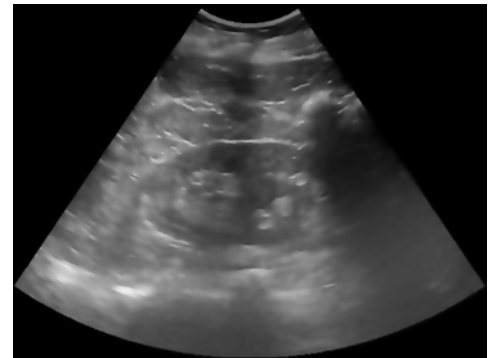
Original Eco4



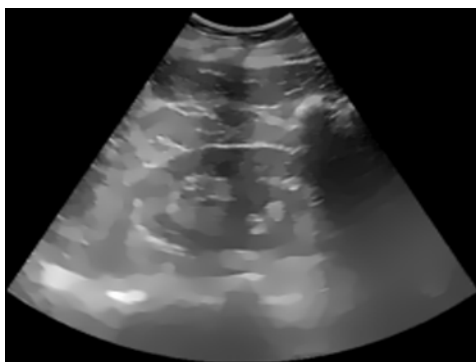
Kuan



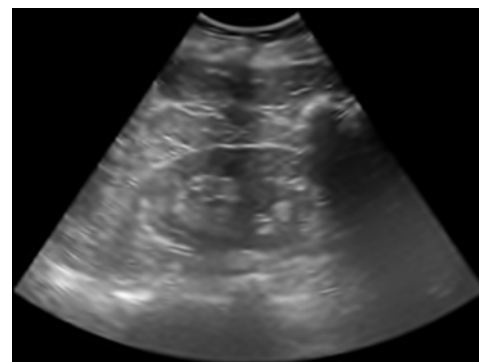
Bilateral



SRAD



OSRAD



LMMSE

Figura 51 – Resultados da filtragem com as diferentes técnicas da ecografia abdominal Eco4, com visualização da anatomia do fígado e rim, sendo percebido entre estas estruturas uma porção de gordura.

CAPÍTULO 6

Conclusão e Trabalhos Futuros

Neste trabalho realizou-se a comparação e análise da aplicação das principais técnicas de filtragem do ruído *speckle* em imagens ecográficas de modo-B segundo a revisão bibliográfica, assumindo-se este último como um fator importantíssimo para o trabalho tendo em conta que permitiu a contextualização recente do tema. A presença do ruído *speckle* assume-se como um importante problema, fazendo com que seja um tema fortemente investigado, com diversas publicações anuais. A etapa de filtragem assume-se, desse modo, um passo fundamental e indispensável no sentido de melhorar a exatidão do diagnóstico, bem como a eficiência das técnicas de pós-processamento.

É de referir que, apesar de alguns médicos especialistas desvalorizarem a presença do ruído *speckle* assumindo mesmo o padrão granular presente nas imagens como parte integrante e característica dos tecidos em estudo, foi possível comprovar que nas imagens ruidosas havia sulcos, vasos e outras estruturas de difícil distinção, as quais passaram a ser mais perceptíveis após a filtragem. A utilização dessas imagens melhoradas constituiria mais uma inovação tecnológica necessária a ser introduzida na rotina deste tipo de exames. Para tal, seria necessário demonstrar a estes profissionais a importância da Engenharia Biomédica no seio médico.

Foi de grande valia a etapa de simulação na obtenção das imagens livres de *speckle*, permitindo a análise e comparação quantitativa da eficiência desses algoritmos.

A partir dos resultados na fase de teste, pode-se destacar o melhor desempenho dos filtros LMMSE e Bilateral, mostrando-se mais eficazes na suavização desse tipo de imagens. Pela avaliação qualitativa e quantitativa das imagens clínicas ecográficas, as técnicas selecionadas da fase anterior, de um modo geral apresentaram ótimos resultados, tendo em conta que conseguiram tornar as imagens visualmente mais

agradáveis, contribuindo com informação complementar. Nesta fase, o filtro OSRAD mostrou o melhor desempenho, considerando a sua qualidade de supressão da textura granular do ruído, a sua capacidade para o melhoramento de contraste, homogeneidade e regularidade dos contornos e a preservação dos objetos pontuais, bem como a pouca ou nenhuma degradação das estruturas mais pequenas e sensíveis. Foi ainda possível provar o potencial deste filtro para melhorar o desempenho de tarefas de pós-processamento, tais como a de extração e classificação dos atributos da imagem.

Conclui-se que os objetivos deste trabalho foram superados, na medida em que foi possível analisar um problema prático confrontado durante o estágio no HST e alcançar a sua resolução, através do sucesso da aplicação da componente de investigação envolvida.

Como trabalhos futuros, pode destacar-se a necessidade de otimizar os diversos métodos no que diz respeito ao ajuste de parâmetros, com vista às suas possíveis implementações em equipamentos de ultrassonografia, os quais possuem, na sua arquitetura, a fase de filtragem do sinal. Fica ainda a possibilidade de reunir todos os algoritmos implementados neste trabalho para a formação de uma *toolbox* de análise e processamento de imagens. Numa abordagem mais científica, fica a proposta de aprimorar algumas técnicas, principalmente as técnicas de *wavelet thresholding*, ou mesmo desenvolver um algoritmo de filtragem baseado na transformada *wavelet* combinando o método de difusão anisotrópica OSRAD nas suas diferentes subescalas. Outra ideia seria estudar a extensão das técnicas usadas neste trabalho a outras modalidades de imagem tais como à modalidade de TC.

7. Referências Bibliográficas

- [1] Sudha, S., Suresh, G.R., Sukanesh, R., “ Speckle noise reduction in ultrasound mages by wavelet thresholding based on weighted variance,” International Journal of Computer Theory and Engineering, Vol. 1, No. 1, pp. 1793-8201, April 2009.
- [2] Saini, k., et al, “Ultrasound imaging and image segmentation in the area of ultrasound: a review,” International Journal of Advanced Science and Technology, vol.24, November 2010.
- [3] Noble, J.A., Boukerroui, D., “Ultrasound image segmentation: a survey,” IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 25, n. 8, August 2006.
- [4] Rukimini, V., “Filter selection for speckle noise reduction,” Master Thesis, Thapar University, Electrical and Instrumentation Engineering Department, Patiala, June 2008.
- [5] Dindoyal, I., “Foetal echocardiographic segmentation,” PhD Thesis, University College London, Department of Medical Physics and Bioengineering, July 2009.
- [6] Pranto, A.C., “Avaliação e aplicação na área de ultra-sonografia,” Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra, Departamento de Física, Setembro de 2009.
- [7] Loizou, C.P., “Ultrasound image analysis of the carotid artery,” PhD Thesis, Kingston University, School of Computing and Information Systems, London, September 2005.
- [8] Yue, Y., “Noise suppression and motion estimation in medical ultrasound imaging,” PhD Thesis, Rice University, May 2007.
- [9] Dantas, R.G., “Detecção e redução de speckle em imagem médica por ultra-som,” Tese Doutorado, Faculdade de Engenharia Eléctrica e de Computação, Departamento de Engenharia Biomédica, Brasil, Maio 2004.
- [10] Ng, Edmund Hui-On, “Speckle noise reduction via homomorphic elliptical threshold rotations in the complex wavelet domain,” Master Thesis, University of Waterloo, Canada, 2005.
- [11] Pires, G.P., “Inspeção ultra-sônica utilizando transdutores phased array: simulação computacional para detecção de trincas,” Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Brasil, Outubro 2009.
- [12] Amaro, J.R.F., “Análise do mercado de ultra-sons e das vantagens competitivas,” Estágio como Especialista em Ultrasonografia, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra, Departamento de Física, Setembro de 2008.
- [13] Simões, J, “ Os princípios físicos, a imagem e os artefactos na ecografia em modo B,” Sebenta eletrónica, 2008.

Referências Bibliográficas

- [14] Barreiro, P., Santos A., “7º Curso Teórico-Prático de Ultra-sonografia Clínica para Gastroenterologistas – Equipamento e artefactos” URL <http://www.grupuge.com.pt/uploads/syllabus-parte2-equipamentos.pdf>.
- [15] Guimarães, I.F., “Tomada de decisão com múltiplos critérios na selecção de equipamento médico-hospitalar,” Dissertação de Pós-Graduação, Universidade Federal de Itajubá, 2007.
- [16] Pais, T., Fernandes, S., “Ecografia Clínica para Gastroenterologistas - Curso Prático 2011”, Sebenta eletrónica.
- [17] Finn, S., et al, “Echocardiographic speckle reduction comparison,” IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, vol.58, no.1, January 2011.
- [18] Arêdes, B.A.R., “Técnicas de wavelet thresholding aplicadas no processo de denoising de imagens digitais,” Dissertação Mestrado, Universidade Católica de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2009.
- [19] Nicolae, M.C., Moraru, L., Onose, L., “Comparative approach for speckle reduction in medical ultrasound images,” National Conference of Biophysics, Cluj-Napoca, October, 2009.
- [20] A. K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, Inc., 1989.
- [21] Czerwinski, R., Jones, D.L., O'Brien, W.D., “Detection of Lines and Boundaries in Speckle Images - Application to Medical Ultrasound,” IEEE Transactions on Medical Imaging, vol.18, no. 2, February 1999.
- [22] Ramos, P.Z.A., “Segmentação de imagens ultrassonográficas para detecção de nódulos,” Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo, Departamento de Engenharia Elétrica, São Carlos 2010.
- [23] Abd-Elmoniem, K., Youssef, A.M., Kadah Y.M., “Real-time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion,” IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol.49, no.9, September 2002.
- [24] Zhang, F., et al, “Nonlinear diffusion in laplacian pyramid domain for ultrasonic speckle reduction,” IEEE Transactions on Medical Imaging, vol.26, no.2, February 2007.
- [25] Kwon, J.W., Ro, Y.M., “Improvement of speckle noise reduction using multi-resolutional coherence measurement in ultrasound image,” 32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS Buenos Aires, Argentina, August 31 -September 4, 2010.
- [26] Frost, V.S., et al, “A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. pami-4, no.2, March 1982.
- [27] Mashaly, A.S., et al, “Speckle noise reduction in sar images using adaptive morphological filter,” 10th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, 978-1-4244-8136-1/ 2010.

Referências Bibliográficas

- [28] Narayanan, S.K., Wahidabanu, R.S.D., “A view on despeckling in ultrasound imaging” International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, Vol. 2, No.3, September 2009.
- [29] Krissian, K., et al, “Oriented speckle reducing anisotropic diffusion,” IEEE Transactions on Image Processing, May 2007.
- [30] Yu, Y., Acton, S.T., “Speckle reducing anisotropic diffusion,” IEEE Transactions on Image Processing, vol.11, no.11, November 2002.
- [31] Rui, L., Zhuoxin, S., Cishen, Z., “Adaptive filter for speckle reduction with feature preservation in medical ultrasound images,” Intl. Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision Hanoi, Vietnam, December 2008.
- [32] Zhang, L.C., et al, “An adaptive filter for speckle reduction in medical ultrasound image processing,” 8th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision Kunming, China, 6-9th December 2004.
- [33] Wang, B., Cao, T., Dai, Y., Liu, D.C., “Ultrasound speckle reduction via super resolution and nonlinear diffusion,” Computer Science College, Sichuan University, China, 2010.
- [34] Chang, S.G., Yu, B., Vetterli, M., “Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression,” IEEE Transactions on Image Processing, vol.9, no.9, September 2000.
- [35] Sivakumar, R., Nedumaran, D., “Comparative study of speckle noise reduction of ultrasound b-scan images in matrix laboratory environment,” International Journal of Computer Applications (0975 – 8887), vol. 10, no.9, November 2010.
- [36] Singh, M., Singh, S., Kansal, S., “Comparative analysis of spatial filters for speckle reduction in ultrasound images,” World Congress on Computer Science and Information Engineering, 2009.
- [37] Rekha, C.K., et al, “Comparison of higher order diffusion filters for speckle noise reduction,” International Conference on Computer Applications and Industrial Electronics (ICCAIE 2010), December 5-7, 2010, Kuala Lumpur, Malaysia.
- [38] Santosh, H.H., et al, “Efficient techniques for denoising of speckle and highly corrupted impulse noise images,” International Conference on Electronic Computer Technology - ICECT , 2011.
- [39] Sivakumar, R., Gayathri, M.K., Nedumaran, D., “Speckle filtering of ultrasound b-scan Images - a comparative study between spatial and diffusion filters,” IEEE Conference on Open systems (ICOS 2010), December 5-7, 2010, Kuala Lumpur, Malaysia.
- [40] Lee, Jong-Sen, “Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. Pami-2, no.2, March 1980.
- [41] Kuan, D.T, et al, “Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. Pami-7, no.2, March 1985.

Referências Bibliográficas

- [42] Zong, X., Laine, A., Geiser, E., “Speckle reduction and contrast enhancement of echocardiograms via multiscale nonlinear processing,” *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 17, no. 4, pp. 532–540, Aug. 1998.
- [43] Mashaly, A.S., et al, “Speckle noise reduction in sar images using adaptive morphological filter,” *IEEE International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA)*, December 2010.
- [44] Lopes, A., Touzi, R., Nezry, E., “Adaptive speckle filters and scene heterogeneity,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol.28, no.6, November 1990.
- [45] Lu, Y.H., et al, “Adaptive filtering algorithms for sar speckle reduction,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, May 1996.
- [46] Perona, P., Malik, J., “Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.12, no.7, July 1990.
- [47] Weickert, J., “Coherence-enhancing diffusion filtering,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 31(2/3), pp 111-127, 1999.
- [48] Fu, S., et al, “Adaptive Anisotropic Diffusion for Ultrasonic Image Denoising and Edge Enhancement,” *World Academy of Science, Engineering and Technology* 23, 2006.
- [49] Keeling, S.L., Stollberger, R., “Nonlinear Anisotropic Diffusion Filtering for Multiscale Edge Enhancement,” *Inverse Problems*, 18(2002), 175–190.
- [50] Yue, Y., et al, “Nonlinear multiscale wavelet diffusion for speckle suppression and edge enhancement in ultrasound images,” *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 25, no. 3, pp. 297–311, 2006.
- [51] Acosta, O., et al, “Filtering and restoration of structures in 3D ultrasound images,” *4th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, ISBI*, 2007.
- [52] Sun, Q., et al, “Speckle reducing anisotropic diffusion for 3D ultrasound images,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, no. 28, pp.461–470, 2004.
- [53] Donoho, D.L., “Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage”, *Biometrika*, 81(3) : 425-455, August 1994.
- [54] Donoho, D.L., Johnstone, I.M., “Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage,” *Journal of American Statistical Association*, 90(432):1200-1224, December 1995.
- [55] Fodor, I.K., Kamath, C., “Denoising through wavelet shrinkage: an empirical study,” *Center for applied science computing Lawrence Livermore National Laboratory*, July 27, 2001.
- [56] Dangeti, S., “Denoising techniques - a comparison,” *Master Thesis, Andhra University College of Engineering, Visakhapatnam, India*, May 2003.

Referências Bibliográficas

- [57] Sudha, S., Suresh, G.R., Sukanesh, R., “Wavelet based image denoising using adaptive thresholding,” International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications, 2007.
- [58] Zhang, L., Bao, P., Wu, X., “Multiscale LMMSE - based Image denoising with optimal wavelet selection,” IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 15, no. 4, April 2005.
- [59] Zhang, L., et al, “Two-stage image denoising by principal component analysis with local pixel grouping. Pattern Recognition,” no.43, pp 1531-1549, 2010.
- [60] Tomasi, C., Manduchi, R., “Bilateral filtering for gray and color images,” IEEE Int. Conf. on Computer Vision, pp 893–846, Bombay, India, 1998.
- [61] Jeyalakshmi, T.R., Ramar, K., “A modified method for speckle noise removal in ultrasound medical images,” International Journal of Computer and Electrical Engineering, vol. 2, no. 1, February 2010.
- [62] Schulze, M.A., Wu, Q.X., “Noise reduction in synthetic aperture radar imagery using a morphology-based nonlinear filter,” Conference of the Australian Pattern Recognition Society, Brisbane, Australia, 6-8 December 1995.
- [63] Stippel, G., Philips, W., Govaert, P., “A tissue-specific adaptive texture filter for medical ultrasound images,” Ultrasound in Med. & Biol., vol. 31, no. 9, pp. 1241-1244, 2005.
- [64] Xu, Y., Nishimura, T., “Segmentation of Breast Lesions in Ultrasound Images Using Spatial Fuzzy Clustering and Structure Tensors,” World Academy of Science, Engineering and Technology 53, 2009.
- [65] Kaur, E.M., Mandal, E.D., “ Speckle noise reduction in medical ultrasound images using particle swarm optimization with artificial neural networks: comparative approach, International Journal of Computer Science and Communication, July-December 2011, vol.2, no.2, pp. 543-547.
- [66] Tiwari, S., Singh, A.K., Shukla, V.P., “Statistical moments based noise classification using feed forward back propagation neural network,” International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) vol.18, no.2, March 2011.
- [67] Chen, Y., et al, “Additive and multiplicative noise reduction by back propagation neural network,” Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS Cité Internationale, Lyon, France August 23-26, 2007.
- [68] Gonzalez, R.C., Woods, R.E. “Digital Image Processing,” Segunda edição, Nova York: Prentice Hall, 2002.
- [69] Bandeira, C.I.R., “Análise comparativa de filtros adaptativos de ruído speckle,” Universidade Federal do Ceará, Departamento de Engenharia de Teleinformática, Fortaleza, Ceará, Dezembro 2009.
- [70] Young, I.T., Gerbrands, J.J., Vliet L.J., “Fundamentals of image processing,” V.K. Madisetti and D.B. Williams (Eds.) ISBN 90–75691–01–7, 1998.

Referências Bibliográficas

- [71] Zhu, C., Ni, J., Li, Y., “Speckle noise suppression techniques for ultrasound images,” Fourth International Conference on Internet Computing for Science and Engineering, 2009.
- [72] Mateo, J.L., Fernández-Caballero, A., “Finding out general tendencies in speckle noise reduction in ultrasound images,” *Expert Syst. Appl.* 36(4): 7786–7797, 2009.
- [73] Monteiro, F.J.C., “Region-based spatial and temporal image segmentation,” Tese de Doutorado, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Departamento de Engenharia Electrotécnica e de Computadores, Julho de 2007.
- [74] Dias, M.H.C., “Estimação das respostas do canal real de propagação rádio-móvel nos domínios espacial e temporal. Análise da supressão de ruído por decomposição wavelet como técnica complementar de processamento,” Tese de Doutorado, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica, Rio de Janeiro, 2003.
- [75] Rajan, J., Kaimal, M.R., “Image denoising using wavelet embedded anisotropic diffusion (wead),” Appeared in the Proceedings of IEE International Conference on Visual Information Engineering (VIE) 2006, pp 589 – 593.
- [76] José, G.E., “Uso do método MDL para filtragem de ruído instrumental empregando a transformada wavelet,” Tese de Mestrado, Universidade Federal da Paraíba, Departamento de Química, 2008.
- [77] Rocha, V.B., “Uma abordagem de wavelets aplicada à combinação de previsões: uma análise teórica e experimental,” Tese de Mestrado, Universidade Federal do Paraná, Departamento de Ciências Exactas e de Tecnologia, Curitiba, 2008.
- [78] Bayer, F.M., Kozakevicius, A.J., “SPC-threshold: uma Proposta de limiarização para filtragem adaptativa de ainais,” *TEMA Tend. Mat. Apl. Comput.*, 11, No. 2 (2010), 121-132.
- [79] Kaur, J., Kaur, J., Kaur, M., “Survey of Despeckling Techniques for Medical Ultrasound Images,” *Int. J. Comp. Tech. Appl.*, vol. 2 (4), pp. 1003-1007, July-August 2011.
- [80] Donoho, D.L., “De-noising by soft-thresholding,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol.41, no.3, May 1995.
- [81] Vijay, M., Devi, L.S., “Image denoising by multiscale - LMMSE in wavelet domain and joint bilateral filter in spatial domain,” *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)* ISSN: 2231-2307, Volume-2, Issue-1, March 2012.
- [82] Jensen, J.A., “Field: A program for simulating ultrasound systems,” *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 34, pp.351 – 353, 1996.
- [83] Narayanan, S.K., Wahidabanu R.S.D., “Boosted Nonlinear Coherent Diffusion for Despeckling of Diagnostic Ultrasound Images,” *Int. J. Comp. Tech. Appl.*, Vol 2 (2), 284-294, 2011.
- [84] Wang, P., Shen, Y., Wang, Q., “Gaussian wavelet based dynamic filtering (GWDF) method for medical ultrasound systems,” *Ultrasonics*, 46(2), 168–176, 2007.

Referências Bibliográficas

[85] Li, C., Xu, C., Gui, C., Fox, M.D., “Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation,” IEEE Trans. Image Processing, vol. 19 (12), pp. 3243-3254, 2010.

[86] Sumengen, Baris, Vision Research Lab, University of California, Santa Barbara URL http://barissumengen.com/level_set_methods/index.html.

Apêndice A

Resultados de avaliação da filtragem de imagens artificialmente contaminadas

Tabela 6 – Comparação das métricas de qualidade para as diferenças técnicas de filtragem na imagem com ruído *speckle* $\sigma^2 = 0.04$.

Mrfetal <i>Speckle</i> 0,04	RMSE	SNR	PSNR	CNR	FOM	Fórmula Ponderada
Ruído	0,0739	13,7057	22,6262	-----	0,0901	-----
Frost 7x7	0,0246	23,2442	32,1647	0,1363	0,8345	0,6256
Kuan 3x3	0,0193	25,3515	34,2719	0,0602	0,7554	0,6635
Lee 3x3	0,0195	25,2974	34,2179	0,0603	0,7379	0,6563
Wiener 3x3	0,0417	18,6811	27,6017	-0,0237	0,6906	0,3840
Bilateral 3x3	0,0255	22,9551	31,8757	0,1370	0,7526	0,5906
PMAD	0,0354	20,1109	29,0315	0,0781	0,3791	0,3630
CED	0,0223	24,1193	33,0399	0,1019	0,6002	0,5803
SRAD	0,0299	21,5677	30,4883	0,1691	0,5133	0,4746
OSRAD	0,0421	18,6030	27,5235	0,0325	0,4164	0,3101
EEAD	0,0326	20,8106	29,7312	0,0220	0,4879	0,4100
Butterworth	0,0414	18,7383	27,6589	0,0645	0,2379	0,2679
Wavelet Sure 2 Níveis	0,0206	24,7871	33,7077	0,0268	0,7248	0,6271
Wavelet Bayes 2 Níveis	0,0206	24,7956	33,7161	0,0271	0,7340	0,6302
Wavelet Visu 2 Níveis	0,0240	23,4689	32,3894	0,0138	0,5177	0,5142
Wavelet Sure 3 Níveis	0,0244	23,3347	32,2553	0,0246	0,6359	0,5470
Wavelet Bayes 3 Níveis	0,0244	23,3185	32,2390	0,0331	0,6332	0,5473
Wavelet Visu 3 Níveis	0,0217	24,3406	33,2612	0,0262	0,2864	0,4791
LPGPCA	0,0372	19,6632	28,5838	0,1466	0,7299	0,4656
LMMSE	0,0208	24,7008	33,6214	0,0749	0,7821	0,6507

Tabela 7 – Comparação das métricas de qualidade para as diferenças técnicas de filtragem na imagem com ruído *random* $V=20$.

Mrfetal Randm 20	RMSE	SNR	PSNR	CNR	FOM	Fórmula Ponderada
Ruído	0,0792	13,0997	22,0203	-----	0,0406	-----
Frost 7x7	0,0269	22,4752	31,3958	0,1114	0,8055	0,6218
Kuan 3x3	0,0363	19,8797	28,8002	0,0749	0,6179	0,4591
Lee 3x3	0,0364	19,8466	28,7671	0,0749	0,5986	0,4521
Wiener 3x3	0,0426	18,4957	27,4163	0,0324	0,6890	0,4191
Bilateral 3x3	0,0231	23,8081	32,7287	0,1531	0,7809	0,6736
PMAD	0,0301	21,5081	30,4286	0,1119	0,6607	0,5415
CED	0,0186	25,7117	34,6323	0,1097	0,6590	0,7010
SRAD	0,0225	24,0410	32,9616	0,1344	0,5970	0,6236
OSRAD	0,0365	19,8365	28,7571	0,0421	0,4613	0,4039
EEAD	0,0218	24,3038	33,2244	0,0362	0,4782	0,5783
Butterworth	0,0393	19,1946	28,1152	0,0633	0,2943	0,3336
Wavelet Sure 2 Níveis	0,0218	24,3201	33,2407	0,0651	0,7128	0,6551
Wavelet Bayes 2 Níveis	0,0217	24,3666	33,2872	0,0607	0,7193	0,6580
Wavelet Visu 2 Níveis	0,0217	24,3400	33,2606	0,0607	0,7529	0,6670
Wavelet Sure 3 Níveis	0,0239	23,4967	32,4172	0,0398	0,6233	0,5918
Wavelet Bayes 3 Níveis	0,0240	23,4802	32,4007	0,0346	0,6734	0,6052
Wavelet Visu 3 Níveis	0,0193	25,3676	34,2882	0,0619	0,7358	0,7014
LPGPCA	0,0356	20,0409	28,9615	0,1934	0,7940	0,5418
LMMSE	0,0162	26,8949	35,8155	0,0736	0,7861	0,7771

Apêndice B

B.1 Valores dos parâmetros utilizados para cada filtro na imagem sintética IRM1 contaminada com ruído *speckle* e *random*

Tabela 8 – Parâmetros utilizados para o filtro Frost nas diferentes imagens de teste.

Filtro Frost		
Tipo	Dispersão	Janela de filtragem
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	7x7
	$\sigma^2 = 0.04$	7x7
Ruído Random	V=14	7x7
	V=20	7x7
Imagem simulada de ultrassons	----	11x11

Tabela 9 – Parâmetros utilizados para o filtro Kuan nas diferentes imagens de teste.

Filtro Kuan		
Tipo	Dispersão	Janela de filtragem
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	3x3
	$\sigma^2 = 0.04$	3x3
Ruído Random	V=14	3x3
	V=20	3x3
Imagem simulada de ultrassons	----	7x7

Tabela 10 – Parâmetros utilizados para o filtro Lee nas diferentes imagens de teste.

Filtro Lee		
Tipo	Dispersão	Janela de filtragem
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	3x3
	$\sigma^2 = 0.04$	3x3
Ruído Random	V=14	3x3
	V=20	3x3
Imagem simulada de ultrassons	----	7x7

Tabela 11 – Parâmetros utilizados para o filtro Wiener nas diferentes imagens de teste.

Filtro Wiener				
Tipo	Dispersão	Janela de filtragem	σ	Parâmetro Regularização - γ
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	3x3	17	1.1
	$\sigma^2 = 0.04$	3x3	19	1.1
Ruído Random	V=14	3x3	18	1.1
	V=20	3x3	21	1.2
Imagem simulada de ultrassons	----	3x3	16	1.2

Tabela 12 – Parâmetros utilizados para o filtro Bilateral nas diferentes imagens de teste.

Filtro Bilateral				
Tipo	Dispersão	Janela de filtragem	σ_d	σ_r
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	3x3	1.5	0.5
	$\sigma^2 = 0.04$	3x3	2	3.5
Ruído Random	V=14	3x3	2	2
	V=20	3x3	2	2
Imagem simulada de ultrassons	----	3x3	4.6	2.7

Tabela 13 – Parâmetros utilizados para o filtro PMAD nas diferentes imagens de teste.

Filtro PMAD				
Tipo	Dispersão	Iterações	dt	k
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	9	1/7	20
	$\sigma^2 = 0.04$	9	1/6	25
Ruído Random	V=14	8	1/7	17
	V=20	8	1/6	26
Imagem simulada de ultrassons	----	8	1/7	12

Tabela 14 – Parâmetros utilizados para o filtro CED nas diferentes imagens de teste.

Filtro CED							
Tipo	Dispersão	k	σ	Regularizador do tensor de difusão - ρ	dt	Iterações	Velocidade difusão
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	1	0.4	1	0.08	123	50
	$\sigma^2 = 0.04$	0.1	0.4	1	0.09	138	50
Ruído Random	V=14	1	1	1	0.2	110	50
	V=20	0.9	0.7	1	0.2	122	50
Imagem simulada de ultrassons	----	0.1	1.7	0.71	0.2	8	50

Tabela 15 – Parâmetros utilizados para o filtro SRAD nas diferentes imagens de teste.

Filtro SRAD			
Tipo	Dispersão	Iterações	dt
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	8	0.89
	$\sigma^2 = 0.04$	15	0.84
Ruído Random	V=14	8	0.66
	V=20	8	0.78
Imagem simulada de ultrassons	----	7	1.41

Tabela 16 – Parâmetros utilizados para o filtro OSRAD nas diferentes imagens de teste.

Filtro OSRAD					
Tipo	Dispersão	σ	c_{lang}	dt	Iterações
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	1.15	500	0.9	9
	$\sigma^2 = 0.04$	2.4	500	0.9	8
Ruído Random	V=14	1.2	500	0.055	15
	V=20	1.26	500	0.6	16
Imagem simulada de ultrassons	----	2.1	0.2	0.34	61

Tabela 17 – Parâmetros utilizados para o filtro EEAD nas diferentes imagens de teste.

Filtro EEAD					
Tipo	Dispersão	Iterações	dt	σ	l
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	20	0.26	8.3	0.01
	$\sigma^2 = 0.04$	20	0.26	10.8	0.01
Ruído Random	V=14	20	0.2	2.2	0.01
	V=20	20	0.26	8.3	0.01
Imagem simulada de ultrassons	----	20	0.38	21.8	0.12

Tabela 18 – Parâmetros utilizados para o filtro Butterworth nas diferentes imagens de teste.

Filtro Butterworth				
Tipo	Dispersão	Janela de filtragem	Frequência de corte	Ordem do filtro
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	5x5	0.2	1
	$\sigma^2 = 0.04$	5x5	0.2	1
Ruído Random	V=14	5x5	0.2	1
	V=20	5x5	0.2	1
Imagem simulada de ultrassons	----	5x5	0.15	1

Tabela 19 – Parâmetros utilizados para o filtro *Wavelet* Sure nas diferentes imagens de teste.

Filtro Wavelet Sure			
Tipo	Dispersão	Nível decomposição	Wavelet Mãe
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	2	Sym4
		3	Db18
	$\sigma^2 = 0.04$	2	Db13
		3	Sym18
Ruído Random	V=14	2	Sym9
		3	Db18
	V=20	2	Db13
		3	Db20
Imagem simulada de ultrassons	----	3	Bior6.8

Tabela 20 – Parâmetros utilizados para o filtro *Wavelet* Bayes nas diferentes imagens de teste.

Filtro Wavelet Bayes			
Tipo	Dispersão	Nível decomposição	Wavelet Mãe
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	2	Db7
		3	Db13
	$\sigma^2 = 0.04$	2	Sym16
		3	Sym18
Ruído Random	V=14	2	Coif3
		3	Db20
	V=20	2	Db10
		3	Db18
Imagem simulada de ultrassons	----	3	Rbio2.8

Tabela 21 – Parâmetros utilizados para o filtro *Wavelet* Visu nas diferentes imagens de teste.

Filtro Wavelet Visu			
Tipo	Dispersão	Nível decomposição	Wavelet Mãe
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	2	Rbio3.9
		3	Sym18
	$\sigma^2 = 0.04$	2	Rbio2.8
		3	Sym18
Ruído Random	V=14	2	Sym5
		3	Sym13
	V=20	2	Db10
		3	Sym9
Imagem simulada de ultrassons	----	3	Rbio1.1

Tabela 22 – Parâmetros utilizados para o filtro LPGPCA nas diferentes imagens de teste.

Filtro LPGPCA			
Tipo	Dispersão	V	k
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	22	0.9
	$\sigma^2 = 0.04$	32	0.9
Ruído Random	V=14	14	1
	V=20	20	1
Imagem simulada de ultrassons	----	59	1

Tabela 23 – Parâmetros utilizados para o filtro LMMSE nas diferentes imagens de teste.

Filtro LMMSE				
Tipo	Dispersão	Wavelet Mãe	V	Nível decomposição
Ruído <i>Speckle</i>	$\sigma^2 = 0.02$	Rbio5.5	23	3
	$\sigma^2 = 0.04$	Coif3	26	3
Ruído Random	V=14	Sym17	12	3
	V=20	Dmey3	18	3
Imagem simulada de ultrassons	----	Bior3.1	72	3

B.2 Valores dos parâmetros utilizados para cada filtro nas imagens clínicas de ultrassons

Tabela 24 – Parâmetros utilizados para o filtro Kuan na imagem ecográfica Eco 1.

Filtro Kuan	
Eco 1	Janela de filtragem
Nível de suavização ponderado	9x9
Nível de suavização elevado	15x15

Tabela 25 – Parâmetros utilizados para o filtro Bilateral na imagem ecográfica Eco 1.

Filtro Bilateral			
Eco 1	Janela de filtragem	σ_d	σ_r
Nível de suavização ponderado	3x3	3	0.09
Nível de suavização elevado	3x3	6	0.125

Tabela 26 – Parâmetros utilizados para o filtro SRAD na imagem ecográfica Eco 1.

Filtro SRAD		
Eco 1	Iterações	dt
Nível de suavização ponderado	30	0.7
Nível de suavização elevado	100	0.6

Tabela 27 – Parâmetros utilizados para o filtro OSRAD na imagem ecográfica Eco 1.

Filtro OSRAD					
Eco 1	σ	Cmin	Cmax	dt	Iterações
Nível de suavização ponderado	0.7	0.5	0.01	0.05	50
Nível de suavização elevado	0.7	0.5	0.01	0.02	10

Tabela 28 – Parâmetros utilizados para o filtro LMMSE na imagem ecográfica Eco 1.

Filtro LMMSE			
Eco 1	Wavelet Mae	V	Nível Decompo.
Nível de suavização ponderado	Bior 3.9 – 3 níveis decomposição	30	3
Nível de suavização elevado	Bior 3.9	60	3

Tabela 29 – Parâmetros utilizados para o filtro Kuan na imagem ecográfica Eco 2.

Filtro Kuan	
Eco 2	Janela de filtragem
Nível de suavização ponderado	9x9
Nível de suavização elevado	15x15

Tabela 30 – Parâmetros utilizados para o filtro Bilateral na imagem ecográfica Eco 2.

Filtro Bilateral			
Eco 2	Janela de filtragem	σ_d	σ_r
Nível de suavização ponderado	3x3	3	0.09
Nível de suavização elevado	3x3	6	0.125

Tabela 31 – Parâmetros utilizados para o filtro SRAD na imagem ecográfica Eco 2.

Filtro SRAD		
Eco 2	Iterações	dt
Nível de suavização ponderado	20	0.7
Nível de suavização elevado	100	0.6

Tabela 32 – Parâmetros utilizados para o filtro OSRAD na imagem ecográfica Eco 2.

Filtro OSRAD					
Eco 2	σ	Cmin	Cmax	Dt	Iterações
Nível de suavização ponderado	0.7	0.5	0.01	0.05	50
Nível de suavização elevado	0.7	0.5	0.01	0.3	200

Tabela 33 – Parâmetros utilizados para o filtro LMMSE na imagem ecográfica Eco 2.

Filtro LMMSE			
Eco 2	Wavelet Mae	V	Nível decomp.
Nível de suavização ponderado	Bior 3.9 – 3 níveis decomposição	30	3
Nível de suavização elevado	Bior 3.9	60	3

Tabela 34 – Parâmetros utilizados para o filtro Kuan na imagem ecográfica Eco 3.

Filtro Kuan	
Eco 3	Janela de filtragem
Nível de suavização ponderado	11x11
Nível de suavização elevado	17x17

Tabela 35 – Parâmetros utilizados para o filtro Bilateral na imagem ecográfica Eco 3.

Filtro Bilateral			
Eco 3	Janela de filtragem	σ_d	σ_r
Nível de suavização ponderado	3x3	3	0.2
Nível de suavização elevado	3x3	6	0.2

Tabela 36 – Parâmetros utilizados para o filtro SRAD na imagem ecográfica Eco 3.

Filtro SRAD		
Eco 3	Iterações	dt
Nível de suavização ponderado	30	0.7
Nível de suavização elevado	150	0.8

Tabela 37 – Parâmetros utilizados para o filtro OSRAD na imagem ecográfica Eco 3.

Filtro OSRAD					
Eco 3	σ	Cmin	Cmax	Dt	Iterações
Nível de suavização ponderado	0.7	0.5	0.01	0.05	50
Nível de suavização elevado	0.7	0.5	0.01	0.3	50

Tabela 38 – Parâmetros utilizados para o filtro LMMSE na imagem ecográfica Eco 3.

Filtro LMMSE			
Eco 3	Wavelet Mae	V	Nível Decomp.
Nível de suavização ponderado	Bior 3.9 – 3 níveis decomposição	30	3
Nível de suavização elevado	Bior 3.9	60	3

Tabela 39 – Parâmetros utilizados para o filtro Kuan na imagem ecográfica Eco 4.

Filtro Kuan	
Eco 4	Janela de filtragem
Nível de suavização elevado	15x15

Tabela 40 – Parâmetros utilizados para o filtro Bilateral na imagem ecográfica Eco 4.

Filtro Bilateral			
Eco 4	Janela de filtragem	σ_d	σ_r
Nível de suavização elevado	3x3	6	0.125

Tabela 41 – Parâmetros utilizados para o filtro SRAD na imagem ecográfica Eco 4.

Filtro SRAD		
Eco 4	Iterações	dt
Nível de suavização elevado	100	0.6

Tabela 42 – Parâmetros utilizados para o filtro OSRAD na imagem ecográfica Eco 4.

Filtro OSRAD					
Eco 4	σ	Cmin	Cmax	dt	Iterações
Nível de suavização elevado	0.7	0.5	0.01	0.05	50

Tabela 43 – Parâmetros utilizados para o filtro LMMSE na imagem ecográfica Eco 4.

Filtro LMMSE			
Eco 4	Wavelet Mae	V	Nível Decomp.
Nível de suavização elevado	Bior 3.9	60	3